

图像纹理特征提取方法综述

刘丽 匡纲要

(国防科技大学电子科学与工程学院,长沙 410073)

摘要 纹理是一种重要的视觉线索,是图像中普遍存在而又难以描述的特征。纹理分类与分割是图像处理领域一个经久不衰的热点研究领域,纹理特征提取作为纹理分类与分割的首要问题,一直是人们关注的焦点,各种纹理特征提取方法层出不穷。在广泛文献调研的基础上,回顾了纹理特征提取方法的发展历程,分析了其研究现状,对纹理特征提取方法进行了较为全面的综述,对其进行分类和比较,最后给出了纹理研究领域的主要发展趋势。

关键词 图像纹理 纹理特征提取 灰度共生矩阵 马尔可夫随机场 分形 小波 Gabor 滤波器 自回归模型
中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)04-0622-14

Overview of Image Textural Feature Extraction Methods

LIU li, KUANG Gang-yao

(College of Electrical Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073)

Abstract Texture is an important visual cue. It widely exists in images and is hard to describe. Texture classification and segmentation is a hot research field in image processing. Due to its importance in texture classification and segmentation, texture feature extraction has received considerable attention during the past decades and numerous approaches have been presented in the literature. Based on extensive investigation of existing articles, the development history and current challenges of texture feature extraction methods are reviewed in details. First, a comprehensive overview of texture feature extraction methods is presented in this paper. Then, classification and comparisons of texture feature extraction methods are given. At last, conclusions and future development of texture feature extraction are discussed.

Keywords image texture, texture feature extraction, gray Level co-occurrence matrix, markov random field, fractal, wavelet, Gabor filter, autoregressive model

1 引言

纹理是一种重要的视觉线索,是图像中普遍存在而又难以描述的特征。纹理分析技术一直是计算机视觉、图像处理、图像分析、图像检索等的活跃研究领域。纹理分析作为诸如上述应用的基础性研究领域之一,其研究内容主要包括:纹理分类和分割、纹理合成、纹理检索和由纹理恢复形状如图1所示。这些研究内容的一个最基本的问题是纹理特征提取。

作为纹理研究的主要内容之一,纹理分类与分

割问题一直是人们关注的焦点,涉及模式识别、应用数学、统计学、神经生理学、神经网络等多个研究领域。纹理特征提取是成功进行图像纹理描述、分类与分割的关键环节,因为提取的纹理特征直接影响后续处理的质量。在具体纹理特征提取过程中,人们总是先寻找更多的能够反映纹理特征的度量,然后通过各种分析或变换从中提取有效的特征用于纹理描述和分类。纹理特征提取的目标是:提取的纹理特征维数不大、鉴别能力强、稳健性好,提取过程计算量小,能够指导实际应用。鉴于纹理特征提取的重要性,至少半个世纪以前,人们开始探索图像纹理特征提取方

收稿日期:2007-10-08;改回日期:2007-12-27

第一作者简介:刘丽(1982~),女。国防科技大学电子科学与工程学院信息与通信工程专业在读博士。主要研究方向为遥感信息处理。E-mail: feiyunlyi@hotmail.com

法,多年来纹理特征提取依然并且无疑将继续在纹理分类与分割中发挥非常重要的作用。

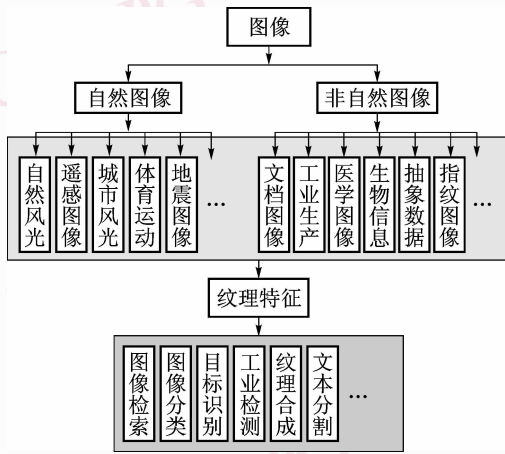


图1 图像纹理应用

Fig. 1 Image texture application

回顾50多年的曲折发展历程,各国研究者对纹理特征提取方法进行了广泛的研究,该领域已经发展了许多纹理特征提取方法,如著名的灰度共生矩阵(GLCM)、灰度行程长度法(gray level run length)、自相关函数法,同时随着应用领域的不断扩大和新理论如分形理论、马尔可夫随机场(MRF)理论、小波理论等的引入,使得对纹理特征提取的研究变得缤纷多彩,但是并不像人们期待的那样取得巨大成功。纹理的微观异构性,复杂性以及其应用的广泛性和概念的不明确性给纹理研究带来很大挑战。尽管人类区分不同纹理的能力十分突出,但许多研究者深感自动描述、鉴别纹理是非常复杂和困难的。目前,在理论和应用之间仍存在一条很难逾越的鸿沟,即缺乏实用的、稳健的纹理特征提取方法。

随着相关理论的发展以及各个应用领域的需求牵引,经过各国研究者几十年的共同努力,纹理特征提取方法层出不穷,迄今为止,对这些方法还没有一种统一的分类。为了使国内同行对纹理特征提取方法有一个较为全面的了解,在参考国内外大量文献的基础上,对纹理分类与分割中各种纹理特征提取方法进行了概括和评述,意在诠释推动纹理特征提取方法发展的驱动力,以期引起更多研究者对这一领域的关注。

2 发展与现状

2.1 发展与现状

20世纪70年代以前出现了自相关函数法^[1],

功率谱方法,和一些与各种灰度频率相关的方法^[2]等。这些方法取得一定成功,但是没有具体的定义、描述或纹理模型,仅仅是某种数学变换。另外还有一些提取纹理特征的方法,也仅限于提取特定的图像属性,如纹理粗糙度,纹理直线性等。1966年,Brodatz给出了很多纹理图像的例子,即所谓的Brodatz纹理库,成为后来人们研究纹理的重要数据源。

20世纪70年代,最有代表性的是Haralick对纹理的分析和理解以及提出的纹理特征提取方法,为后续的纹理研究提供了理论支持和技术积累。1973年,Haralick^[3]在利用陆地卫星图像研究美国加利福尼亚海岸带的土地利用问题时,开创性地提出著名的GLCM,它在纹理分析中是一个很好的方法,广泛用于将灰度值转化为纹理信息。此外,这个阶段出现的方法主要还有灰度行程长度法^[4]、灰度差分统计法^[5]、自回归模型法^[6]等,这些方法在纹理分类中有一定效果,但是这些方法的后继研究很少,在实际应用中也较少采用。

从20世纪80年代以来,MRF理论在纹理分析中掀起一阵热潮^[7-10],为纹理特征提取找到了一个新的方向,尔后相继出现了MRF模型、Gibbs模型、高斯马尔可夫随机场(GMRF)模型、同步自回归模型(SAR)、隐马尔可夫随机场模型(HMRF)、广义MRF模型和多分辨率MRF等等。同时,分形理论也为提取纹理特征注入了新的活力。1984年,Pentland^[11]等人在这方面做了开创性的工作,指出分形模型非常适用于描述纹理图像。后来更多学者将分形用于纹理分类,以分数维来描述图像区域的纹理特征。其中引人瞩目的是Chaudhuri和Sarker^[12]提出了差分计盒算法,这是一种简单、快速、精度高的分形维数计算方法,也是目前用得较多的一种方法。随后,Kapan等人^[13]提出了非常吸引人的扩展分形特征。

90年代以后,人们发现传统的纹理分析方法的一个瓶颈在于不能从多尺度有效描述纹理特征。小波理论的出现为时频多尺度分析提供了一个更为精确而统一的框架。小波变换提供了一种在不同尺度上研究分析图像纹理细节的工具,为更精细地进行图像纹理分类和分析提供了新思路,在纹理分析中具有广阔的发展空间。1989年,Mallat^[14]首先将小波分析引入纹理分析中之后,随之基于小波的纹理分析方法如雨后春笋般涌现出来。随着小波理论的发展,小波在纹理特征提取中的应用也不断发展。

小波理论发展的许多分支,如多进制小波、小波包以及小波框架等等,它们均在图像纹理分析中发挥了积极的作用。如 Chang 等人^[15]提出的基于树结构小波的纹理分类方法, Unser^[16]研究的基于小波框架的纹理分类方法。

近年来,较引人瞩目的是 Ojala 等人^[17]于 2002 年提出的局部二进制模式(LBP),该方法分析纹理的吸引人的地方在于其计算复杂度小,具有多尺度特性和旋转不变特性,在纹理检索领域得到应用。总的来讲,纹理特征提取在国际范围内呈现更加灿烂的局面,一方面,人们对已有经典的纹理特征提取方法进行深入研究及扩展;另一方面,新的纹理特征提取方法以及纹理特征提取方法的融合亦在蓬勃发展,主要集中在纹理多尺度特征、旋转不变特征的提取以及纹理特征的选择与融合,如 GLCM 与 MRF 的融合,小波方法与 MRF 的融合等等。

2.2 纹理的有关定义

纹理的定义一直为人们所关注,但是,图像纹理定义问题至今没有得到圆满的解决,仍然不存在为众人所公认的定义,这正是由于图像纹理形式上的广泛性和多样性所造成的,从而也使得研究者针对不同的应用提出了自己的概念与定义。下面是几个具有代表性的定义:

定义 1^[3,18] 纹理是一种反映图像中同质现象的视觉特征,体现了物体表面共有的内在属性,包含了物体表面结构组织排列的重要信息以及它们与周围环境的联系。

定义 2^[1] 如果图像内区域的局域统计特征或其他一些图像的局域属性变化缓慢或呈近似周期性变化,则可称为纹理。

定义 3^[19] 纹理就是指在图像中反复出现的局部模式和它们的排列规则。

定义 4^[20] 纹理被定义为一个区域属性,区域内的成分不能进行枚举,且成分之间的相互关系不十分明确。

定义 5^[21] 纹理是一种反映像素的空间分布属性的图像特征,通常表现为局部不规则而宏观有规律的特性。

定义 6^[22] 纹理具有三大标志:某种局部序列性不断重复、非随机排列和纹理区域内大致为均匀的统一体。

定义 1 从物质的组成及人类对物体的视觉感知的角度审视纹理。定义 2 中,局部属性的集合可以

理解为一些基元类型和它们的空间关系,这个定义的一个重要部分是属性必须在恒定的纹理区域内重复出现。定义 3 通过纹理基元的局部模式的数目和类型以及它们的空间关系来描述纹理。其余定义都强调了随机性、重复性、规律性等特征并存于纹理。总之,上述诸定义都是基于特定应用背景的,其中的共识是:①纹理不同于灰度和颜色等图像特征,它通过像素及其周围空间邻域的灰度分布来表现,即局部纹理信息;②局部纹理信息不同程度的重复性,即全局纹理信息。

对纹理的认识或定义决定了纹理特征提取采用的方法,由于难以对纹理给出一个精确和统一的定义,不能对纹理做出完整的表达,一方面使纹理分析中的问题更为错综复杂,更具有挑战性;另一方面,图像的研究者们不断引入各种模型从不同侧面来描述纹理的多种属性,使得对纹理的研究缤纷多彩。

3 纹理特征提取方法分类

许多学者对纹理特征提取方法展开研究并试图对其进行分类。堪称经典的分类方法之一的是:1979 年,Haralick^[18]对纹理特征提取方法进行综述,将其分为两类:统计方法和结构方法。当时一些重要方法如马尔可夫模型的方法初见端倪,小波方法尚未出现。1991 年,Reed^[23]总结了自 1980 年以来的纹理特征提取方法,将其分为 3 类:基于特征的,基于模型的和基于结构的。1993 年,此时各种理论或方法在纹理特征提取中的应用已经基本成形, Tuceryan 和 Jain^[19]将纹理特征提取方法归为 5 类,即统计方法、几何方法、结构方法、模型方法和信号处理方法,这种分类方法广为流传。其中几何方法是利用统计几何特征描述纹理,此类方法的应用和发展极其受限,且后继研究很少。本文按照纹理特征提取方法所基于的基础理论和研究思路的不同,并借鉴非常流行的 Tuceryan 和 Jain 的分类方法,将纹理特征提取方法分为四大家族:统计家族、模型家族、信号处理家族和结构家族,如图 2 所示。

统计家族的方法是基于像元及其邻域的灰度属性,研究纹理区域中的统计特性,或像元及其邻域内的灰度的一阶、二阶或高阶统计特性;在模型家族中,假设纹理是以某种参数控制的分布模型方式形成的,从纹理图像的实现来估计计算模型参数,以参数为特征或采用某种分类策略进行图像分割,因此

模型参数的估计是该家族方法的核心问题;信号处理的方法是建立在时、频分析与多尺度分析基础之上,对纹理图像中某个区域内实行某种变换后,再提取保持相对平稳的特征值,以此特征值作为特征表示区域内的一致性以及区域间的相异性;结构家族的方法基于“纹理基元”分析纹理特征,着力找出纹理基元,认为纹理由许多纹理基元构成,不同类型的

纹理基元、不同的方向及数目等,决定了纹理的表现形式。信号处理家族的方法从变换域提取纹理特征,其他3个家族直接从图像域提取纹理特征。各个家族的方法既有区别,又有联系。正如许多分类方法一样,只能认为某一种方法更大程度地属于某一家族,较小程度地属于其他家族。下面分别对各大家族的方法予以阐述。

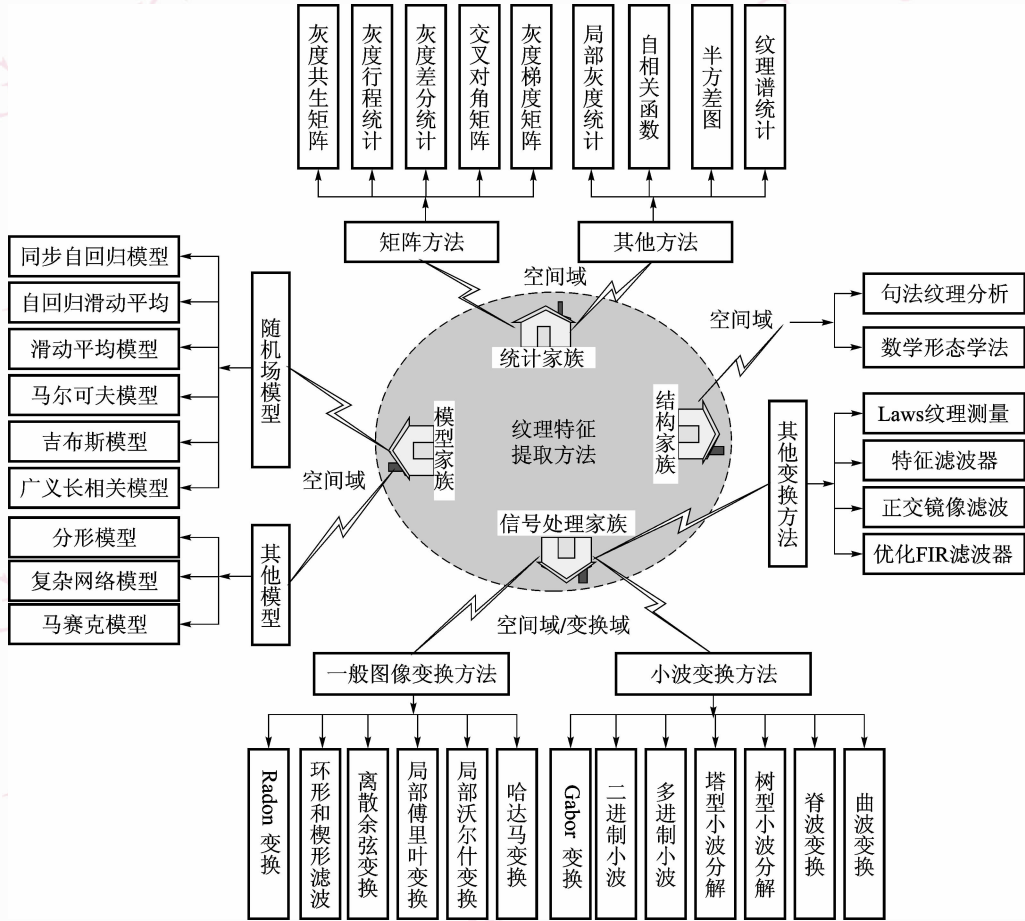


图2 纹理特征提取方法分类

Fig. 2 Classification of textural feature extraction methods

3.1 统计家族

统计家族发展至今已经40多年,其方法思想简单,易于实现。实践证明,GLCM在该家族中一支独秀,具有旺盛的生命力;其次是半方差图方法。以下主要阐述前两种方法。此外,纹理谱方法^[17,24],比如LBP^[17],因其计算复杂度小,并且具有旋转不变性和多尺度特性,也备受关注。但是像灰度行程长度法、灰度差分统计、交叉对角矩阵^[25]等方法由于提取的纹理特征鉴别能力一般,有些甚至很差,加上计算量大,故其应用极为有限,后续研究很少。

3.1.1 GLCM

该方法是建立在估计图像的二阶组合条件概率

密度基础上的。GLCM是描述在 θ 方向上,相隔 d 像元距离的一对像元分别具有灰度层 i 和 j 的出现概率。显然GLCM是一个对称矩阵,是距离和方向的函数,其阶数由图像中的灰度级 N_g 决定,由GLCM能够导出14种纹理特征^[3]。尽管由GLCM提取的纹理特征具有较好的鉴别能力,但是这个方法在计算上是昂贵的,尤其是对于像素级的纹理分类更是应用受限。首先计算GLCM很耗时,再者需要提取14个纹理特征,其所需时间可想而知。

因此,不断有研究者尝试对其改进。①通过减少图像的灰度级,可以减少计算量,但是这种做法会

损失一定的灰度的空间依赖信息。②方向 θ 和距离 d 的选择。大部分研究者在应用时, d 一般取 1, θ 一般选择为 0° 、 45° 、 90° 、 135° 。③计算 GLCM 的窗口选择。如 Soh 和 Tsatsoulis^[26] 通过对不同尺度和方向的 GLCM 进行平均来降低计算量。④研究提取的纹理特征之间的相关性, 选择最有鉴别能力的纹理特征。Ulaby 等人研究发现: 在基于 GLCM 的 14 个纹理特征中, 仅有 4 个特征(对比度、逆差矩, 相关性、能量)是不相关的, 这 4 个特征既便于计算又能给出较高的分类精度^[27]; 文献[28]详细研究了 6 个纹理特征, 认为对比度和熵是最重要的两个特征; 文献[29]通过分析 GLCM 的计算问题, 得到 3 个不相关且分辨力最好的特征为: 对比度、熵和相关性。前三种改进方式可以减少计算量, 但是并不能解决 GLCM 方法存在的问题。Clausi 对 GLCM 方法有深入的研究, 从算法实现上对其做了较好的改进^[30]。

此外, 较引人注意的还有 Walker 等人^[31] 提出自适应多尺度的 GLCM 方法, 同时, 还提出基于遗传算法的 GLCM 方法, 其通过实验得出两种分类错误率明显低于传统的 GLCM 方法, 并减轻了特征选择的计算负担。最后值得一提的是, 2005 年, Kandaswamy^[32] 分析了 GLCM 的计算复杂度, 受统计占有模型的启发, 提出一种提高纹理分析效率的方法, 通过相似度评估, 采用近似纹理特征分析雷达图像纹理特征, 描述了如何提取近似纹理特征, 其结论为: 近似纹理特征可以提高图像纹理分析的效率, 并没有引起分类正确率的下降。

3.1.2 半方差图(semivariogram)

该方法是一种基于变差函数的方法, 由于变差函数反映图像数据的随机性和结构性, 因而能很好地表达纹理图像的特征。Miranda 等人^[33] 对该方法用于图像纹理分类做了较为深入的研究, 他们认为该方法较适用于分析雷达图像纹理。吴刚等人^[34] 根据变差函数的这种性质将单步长变差函数值作为图像纹理特征进行分割, 其实验结果表明它对人造纹理以及大多数自然纹理的分割效果是十分有效的, 对结果做进一步的后处理工作以精确定位纹理边缘有待进一步研究。

3.2 模型家族

该家族的方法对纹理图像建模后, 将纹理特征提取归结为参数估计问题, 如何采用各种优化参数估计的方法进行参数估计是模型家族研究的主要内容。该家族的主要方法见图 2, 本文将主要介绍随

机场方法和分形方法。

3.2.1 随机场模型

随机场模型方法试图以概率模型来描述纹理的随机过程, 它们对随机数据或随机特征进行统计运算估计纹理模型的参数, 然后对一系列的模型参数进行聚类, 形成和纹理类型数一致的数类模型参数; 由估计的模型参数对灰度图像可以进行逐点的最大后验概率估计, 确定像素及其邻域情况下该像素点最可能归属的概率。随机场模型实质上是描述图像中像素对其邻域像素的统计依赖关系, 其中最重要的、应用最广泛的是 MRF 模型。

(1) MRF 模型。MRF 建模纹理的基本思想是通过任意像素关于其邻域像素的条件概率分布来描述纹理的统计特性。该模型的主要优点是提供了一种一般而自然的用来表达空间上相关随机变量之间的相互作用的模型。用 MRF 模型来描述纹理, 首先起源于纹理合成领域^[35], 也可用于纹理分类与分割。由 Hammersley-Clifford 理论^[36], MRF 和 Gibbs 随机场之间具有对等特性, 因此便于描述图像的空间约束关系, 可以通过条件概率函数或者联合分布。对于 MRF 来说, 由于大多数应用场合需要联合分布, 而由条件分布推导联合分布通常比较困难, MRF-GRF 对等理论为此找到出路。

基于以上理由, 加上有优化算法的支撑, 如模拟退火、递归优化、贪婪优化、多尺度优化、条件迭代模式等等, 使 MRF 得以广泛应用, 通过选取恰当的基团势函数, 可以给期望的空间特征结构指定一个较高的概率。与统计决策理论与估计理论结合, MRF 为各种各样的纹理图像建模问题提供了一个基本的理论框架。

传统形式的 Gibbs 模型多以空间灰度信息的线性干涉关系为描述基础, 由于实际图像中空间灰度信息的非线性关系, 这类模型在诸如多纹理分割这样的应用中, 有较大的局限性。Derin 和 Elliot^[37] 讨论了纹理分割中的另一种 Gibbs 模型(MML), 他们设定了 Gibbs 模型的能量函数的参数形式, 然后以最小二乘法估计相应的参数。这种方法同样难以应用于多灰度自然纹理图像的非监督分割中。Chen 和 Kundu^[38] 的工作涉及了纹理特征分布概率的估计问题, 试图将 1 维 HMRF 引入图像分割, 遗憾的忽略了 Gibbs 分布及其 2 维形式。文献[39]摆脱了传统 Gibbs 模型中包含的线性干涉、高斯、参数对称相等假设等的束缚, 提出利用 Gabor 滤波和矢量量

化技术完成模型参数的估计。

早期的 MRF 将纹理图像中像素的空间交互建模为基于平面网格上的 MRF,通过迭代的算法将纹理的局部信息逐步传递到整个图像,但算法的计算量相当大,且还会随着图像尺寸的增大或噪声的增多而增加。Cohen^[40]、Chellappa 等人^[41-42]对 MRF 做了很好的研究,使得基于线性空间干涉模型的 GMRF 得到了成功应用,GMRF 受到后续研究者的关注,他们认为在降低 MRF 的计算量方面,有两种思路:①采用非最优的、确定性的方法,收敛于局部最优;②采用多分辨技术。多分辨方法的几种解决方案是:①分而治之;②长程作用;③分层 MRF;④引入小波的 MRF。

(2) 自回归模型。自回归模型用于纹理分析最先由 McCormick 等人^[6]提出。像素灰度级从它们的邻域中的灰度级来估计,其中使用了线性估计参数,参数的估计采用最小均方误差准则或最大似然估计方法。模型的参数在细微纹理中变化显著,但是对于粗糙纹理则基本不变。

对图像纹理模型的研究很多采用具有自回归形式,由独立的噪声驱动模型,即图像中的一个像素值表示为其邻域像素值的线性组合再加上一个噪声变量,不同像素的噪声变量是相互独立的。一般来讲,自回归并不需要随机变量的状态是递归的定义,随机变量所有的状态由噪声场的值同时指定,这就是 SAR 模型,SAR 在纹理特征提取中应用最多,其值得研究主要由于:①SAR 模型参数少;②对 SAR 模型的研究可以延伸到 SMA(simultaneous moving average)、SARMA(simultaneous autoregressive moving average)模型。但也存在问题:①是一种旋转变化模型;②由于计算量的原因,不宜取大的核邻域;③反映的纹理图像信息不全面,使用范围小;④邻域中核元素的选择问题。针对这些问题,毛建昌^[43]等人引入高斯金字塔图像模型,提出多分辨率自回归模型;Mao 和 Jain^[44]用多分辨旋转不变 SAR 模型提取纹理特征。

3.2.2 分形模型

1975 年,美国数学家 Mandelbrot 首次提出了分形。分数维作为分形的重要特征和度量,把图像的空间信息和灰度信息简单而又有机地结合起来,因而在图像处理中备受人们的关注。分数维在图像处理中的应用是以两点为基础的:一是自然界中不同种类的形态物质一般具有不同的分数维;二是由于

Pentland^[11]的假设,自然界中的分形与图像的灰度表示之间存在着一定的对应关系。研究表明,人类视觉系统对于粗糙度和凹凸性的感受与分形维数有着非常密切的联系,因此可以利用图像区域的分形维数来描述图像区域的纹理特性。分数维描述纹理的核心问题是如何准确地估计分数维,目前人们已经提出了一些分数维的估计方法,但在估计精度和计算复杂度之间还没有一个很好的折中方法,这也是人们在分数维方面所一直探讨的问题。分数维最常用的算法有 Keller^[45]的盒维数以及 Sarkar 和 Chaudhuri^[12]提出差分计盒法等。

最重要的分形模型之一是由 Mandelbrot 描述的分数布朗运动模型,它把自然的粗糙表面看成随机游走(random walk)的最终结果。重要的是,纹理的亮度表面也可以看作是随机游走的结果,因此分数布朗运动模型可以用于描述纹理。尽管自然纹理可以在大范围的尺度内呈现出相似的粗糙度,但是在实际中假设粗糙度在任何尺度上都是恒常的并不合适。于是很多不同的扩展分数布朗运动(FBM)模型的方法被提出来,比较常用的是从扩展自相似(ESS)模型导出的特征——扩展分形特征,由 ESS 引入的多尺度 Hurst 参数提供了表达不同尺度上纹理粗糙度的一种特征^[13]。多尺度 Hurst 参数特征可被用来发展比单个 Hurst 参数更好的特征矢量来表达自然纹理,因为不要求粗糙度的尺度不变性,所以能够区分大多数自然纹理,对于纹理分类与分割是非常吸引人的特征。1999 年,Kaplan 等人^[46]提出了有效估计广义 Hurst 参数的方法,并对多尺度 Hurst 参数作为特征用于纹理分类与分割的有效性进行评估,其结论是广义 Hurst 参数特征用于纹理分类效果能够媲美 Gabor 方法,明显优于传统 Hurst 参数。此外,针对单一分数维的缺陷,研究者们根据多重分形理论,引入多重分形理论中的广义维数谱作为分类特征,它对于由不同分数维的子集构成的纹理图像有很好的分类效果。

3.3 信号处理家族

信号处理家族方法的共同之处在于用某种线性变换、滤波器或滤波器组将纹理转到变换域,然后应用某种能量准则提取纹理特征^[47]。信号处理方法也称滤波方法。大多数信号处理方法的提出,基本基于这样一个假设:频域的能量分布能够鉴别纹理。基于该家族方法的常规的纹理分类流程如图 3。

首先对图像进行滤波,各滤波通道的输出即为

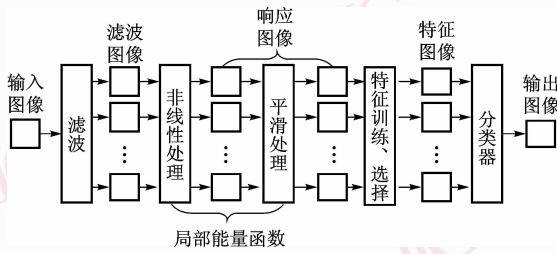


图3 滤波方法纹理分类流程

Fig. 3 Texture classification flow by filtering methods

初始特征,初始特征的方差差异载有纹理信息的差异;接下来的局部能量估计目的是估计局部区域中滤波器输出的能量。然而,精确的边缘保持和精确的能量估计是矛盾的。对边缘定位而言,需要高的空间分辨率,而能量估计要求高的频率分辨率,两者之间需要通过平滑滤波器进行折衷。局部能量估计包括非线性处理和平滑处理。恰当的非线性操作可以优化纹理鉴别的性能,非线性处理方法的选择不是很明确,大多数情况下都是根据经验。关于非线性

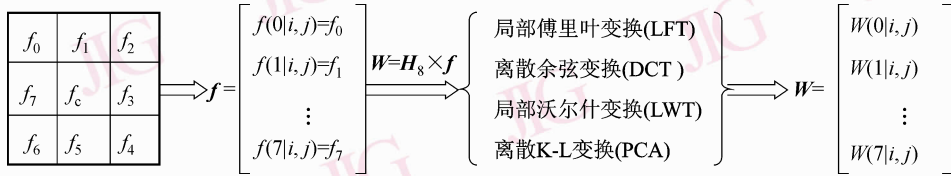


图4 提取纹理特征的数字图像变换方法

Fig. 4 Extract texture feature by digital image transform

3.3.2 小波变换方法

纹理是一种视觉直接感受到的自然特征。人类的知识、生活经验使其在头脑中建立起为数巨大的物体模型和常识供识别使用,但指望计算机能代替人类完成各种复杂工作和识别任务,就必须赋予它有近于人的视觉功能和识别能力。随着对人类视觉机理的研究,人们逐渐认识到统计方法和结构方法均与人类视觉机理相脱节,难以进行更精确的纹理描述,由于大量自然纹理图像可以看作准周期信号,加上基于多通道滤波方法与人类的视觉机理相近,激发研究者研究多分辨纹理分析方法。

(1) Gabor 滤波方法。该方法利用了 Gabor 滤波器的良好性质,即具有时域和频域的联合最佳分辨率,并且较好地模拟了人类视觉系统的视觉感受特性,在图像纹理特征提取中备受青睐。该方法以“纹理是窄带信号”^[53]为基础的,其主要思想是:不同纹理一般具有不同的中心频率及带宽,根据这些

性处理方法作用的详细分析参见文献[48]。常用的平滑滤波器是矩形的^[16,49-52]和高斯的^[53-58],经验表明高斯滤波器是较好的选择。平滑滤波器的窗口的选择也很值得考虑,通常根据图像的频谱自适应的确定。

3.3.1 数字图像变换方法

图像通常被划分为不重叠的 $n \times n$ 的方形子图像(子图像的大小通常为 3×3 的纹理单元),将像素排列成 n^2 维的向量,则图像可以表示为向量的集合,再对这些向量做变换,如图4所示。离散余弦变换方法^[59],周烽^[60]提出的傅里叶级数方法, Yu 提出的局部傅里叶变换方法以及张志龙^[61]提出的基于局部沃尔什变换的方法,都属于这一类方法。其差别主要体现在:①提取纹理单元中的局部纹理信息时采用了不同的变换方法;②根据局部纹理信息统计得到全局纹理特征时采用了不同的方法。

频率和带宽可以设计一组 Gabor 滤波器对纹理图像进行滤波,每个 Gabor 滤波器只允许与其频率相对应的纹理顺利通过,而使其他纹理的能量受到抑制,从各滤波器的输出结果中分析和提取纹理特征,用于尔后的分类或分割任务。Gabor 滤波器提取纹理特征主要包括两个过程:①设计滤波器(例如函数、数目、方向和间隔);②从滤波器的输出结果中提取有效纹理特征集。

因此,首当其冲的就是 Gabor 滤波器的设计,构建一个成功的设计方案必须考虑:单个滤波器参数的设计和滤波器组的布局。参数设计经典的两种方法分别是:①有监督方法即事先通过分析纹理样本的傅里叶谱来确定滤波器参数的, Dunn 和 Higgins 做了令人瞩目的研究,其在文献[62]中给出了单个 Gabor 滤波器的详细设计准则;②无监督方法则首先根据一些生理学假设确定一大组滤波器,然后再通过分析滤波后的图像,筛选出合适的滤波器^[63]。

滤波器组要覆盖整个空间/频率域,尺度和位置参数的选取应该使在频域中同一半径圆周上的各 Gabor 滤波器的频带不重叠,在同一径向上不同半径的圆周上的 Gabor 滤波器的频带也不重叠。

接下来是如何从 Gabor 滤波器的输出结果中提取纹理特征。实际纹理图像并非严格意义上周期信号,因此,需要对 Gabor 滤波后的图像进行非线性操作和能量计算来得到特征图像,并用建立的特征矢量做分类。可以直接利用 Gabor 滤波结果作为纹理特征,但是纹理特征向量的维数高数据量庞大,因此研究者们集中在如何减少所用的滤波器的个数和对 Gabor 滤波的结果进行后处理等方面。典型的后处理方法有^[53,55,63-65]:基于 Gabor 滤波器的输出的幅度响应、高斯平滑处理、Gabor 能量特征、复矩特征、栅格元特征、独立成分分析法等等。

(2)小波方法。由于图像纹理往往展现出多尺度特征,小波变换为多尺度思想提供了一个清晰的数学框架。多尺度方法应用于纹理分割的基本思想就是要在低分辨率下获得稳定的纹理特征,快速可靠地识别不同纹理区域;在高分辨率下精确定位,以获得纹理边缘的真实位置;再由粗到细进行跟踪,获得图像的实际纹理区域。利用小波变换提取图像的多尺度纹理信息的思想步骤可简述如下:首先借助正交小波,对图像进行小波分解,得到不同分辨率的一系列图像。分辨率越低,具有的是原图像上越低频的信息。与此同时,每种分辨率的图像由代表不同方向信息的一系列高频子带图像组成,使用小波高频子带特征的目的在于它们可以反映图像的纹理特性。

二进制小波是最容易实现也是目前最普遍的方法,但是二进制小波变换不具备多频段特征,不适合用于分析窄带高频信号。多进制小波的最大优点是将一个信号的高频分量缩小到窄的带宽,并能分出更多的频段,同时有比二进制小波变换更好的能量紧凑性。正因为纹理重要的信息也都集中在中、高频子带,所以多进制小波变换多频段特征正好适合于纹理分析,这也激发了研究者尝试采用多进制小波变换进行纹理分类和分割的研究。较有代表性的有:Chitre 和 Dhawan^[58]用多进制小波进行纹理分类,Acharyya 等人^[66]也做出了一系列很有成效的工作,李峰^[67]给出了一种采用四进制小波变换计算局部纹理特征测度的方法,得到了较好的分类效果。由于多进制小波的构造目前主要是通过共轭滤波器

的方法实现的,这种方法随着多进制小波阶数的增加,计算复杂度将迅速增长,这对多进制小波的应用是一个很重要的限制。

传统的金字塔小波分解变换,仅对低频部分进行分解,随着分解层数的增加而逐渐向低频方向聚焦,仅利用了纹理图像低频子带的信息,已有的研究结果告诉人们,纹理图像的中、高频子带仍含有有关纹理的重要特征信息,因此这种情况对于纹理分类往往效果欠佳。树结构的小波变换和小波包分析则克服了这一缺点,它们可以同时高频信息进行分解,为纹理分析提供了一种更加精细的分析方法。但是并非所有的子带图像信息都是有用的,对具体纹理图像进行分解时,可选择一判据以确定哪些子带图像是需要进行分解的^[15,68-70],从而避免不必要的使计算复杂化的图像全分解。树结构小波又分为完全树结构小波变换和不完全树结构小波变换两种。前者虽然能较全面地反映纹理特征,但是随着分解级数的增加,完全分解树的节点树呈指数增长,特征空间维数很大,对后续的特征分类带来困难。后者具有更大的选择灵活性,可以根据需要决定对各节点小波分解与否,这样得到的特征维数大大减少。小波包的分解方法不但可以对纹理图像信息集中的高频区域进行分析,而且得到的分解子图也保持了原始图像的大小,如 Unser^[16]的纹理分类方法采用一种不对分解输出进行子抽样的小波分解方法——离散小波框架,采用树结构和离散小波框架则会使小波分解的计算量和所提取的特征矢量的维数增加,可采用主成分分析等方法进行一定的优化处理。

尽管基于小波理论的纹理描述方法得到了很好的研究,但是滤波器组的选择问题仍然有待解决。小波基的构造会直接影响到图像纹理分析的效果,但有关这方面的研究报道并不多见,Unser 指出滤波器的选择可能会影响图像纹理描述的质量,Mojsilovic^[71]讨论了用于纹理描述的最优小波基的选择问题,建立了基于小波纹理描述算法的滤波器选择的相关准则;Rajpoot^[72]讨论了纹理分析中自适应小波基选择问题,采用通过动态规划方法从正交小波基库中寻找鉴别能力最好的基。

前面两节的方法可以严格认为是信号处理家族的方法,并且应用广泛,研究也较为深入。此外如 Laws 纹理测量^[49]、正交镜像滤波器^[73]等,其思想简单易懂,但是后继研究较少,在各种参考文献和期刊

杂志中也很少找得到对此方面的研究著作,应用非常有限。

3.4 结构家族

结构分析方法认为纹理是由纹理基元的类型和数目以及基元之间的“重复性”的空间组织结构和排列规则来描述,且纹理基元几乎具有规范的关系,假设纹理图像的基元可以分离出来,以基元特征和排列规则进行纹理分割。显然确定与抽取基本的纹理基元以及研究存在于纹理基元之间的“重复性”结构关系是结构方法要解决的问题。由于结构方法强调纹理的规律性,较适用于分析人造纹理,而真实世界的大量自然纹理通常是不规则的,且结构的变化是频繁的,因此对该类方法的应用受到很大程度的限制,相应的研究没有其他三个家族的方法那么广泛和深入。下面简单介绍几种具有代表性的结构方法。

(1)句法(syntactic)纹理描述方法。基于纹理基元的空间关系与形式语言结构之间的类比,来自一个类别的纹理描述形成了一个可以由它的语法表示的语言,语法可以从一个语言词汇的训练集中推导,纹理识别过程则为纹理描述词汇的句法分析,对描述词汇做句法分析的语法就确定了纹理类别。纯句法的纹理描述模型是基于纹理由在位置上具有几乎是规范关系的基元所组成的想法。句法分析方法主要有形状链语法和图语法^[74]。句法方法的价值在于其在若干层次上描述纹理的能力,但是纯句法方法应用起来很困难,通常与统计家族的方法结合。

(2)数学形态学方法。数学形态学方法在二值图像中使用结构基元寻找形状的空间重复性。当二值纹理图像由结构元素所腐蚀时,纹理属性就会表现在腐蚀后的图像中^[75]。强调纹理基元的形状属性,但是由于二值纹理图像的假设,使其应用受限。

4 纹理特征提取方法比较

前文对目前已有的各类纹理特征提取方法已经做了较为全面的阐述。在此主要是对已有的纹理特征提取方法的比较工作进行总结,由于纹理特征提取方法种类很多,但是比较工作做得不够,尤其是在国内,从目前搜集的资料来看,极为有限。由于结构家族的发展和应用很受限,本文主要关注前三大家族。便于总结,称家族内部方法的比较为纵向比较,称家族之间方法的比较为横向比较。

4.1 纵向比较

(1)统计家族。1976年,Weszka^[5]等人比较了GLCM、灰度差分统计和灰度行程长度统计法,采用Landsat图像进行地物分类,认为GLCM性能最优;1980年,Connors和Harlow^[76]同样比较了这四种方法,得出的结论与Weszka一致。1998年,Carr和Miranda^[77]比较了半方差图方法和GLCM方法用于遥感图像分类,得出GLCM方法对于光学图像分类效果较好,而半方差图较适用于雷达图像的结论。可见GLCM方法在统计家族中占主导地位,其次是半方差图方法。而灰度行程长度法是一种高阶统计方法,这种方法还没有被证明是一种提取纹理特征的有效方法;灰度差分统计提取的对比度特征与GLCM是一样的;交叉对角矩阵将GLCM方法和纹理谱方法巧妙的结合起来,其实验结果表明CDTM方法的性能要好于GLCM方法和纹理谱方法,但是这种方法的最大缺点是计算量太大。

(2)模型家族。毋庸置疑,MRF在该家族中占统治地位。然而,从本人搜集的资料来看,该家族内部的比较工作很少。Bennett等人^[78]在分析比较MRF模型和SAR模型的基础上,提出一种广义长相关模型(GLC),描述了该模型与SAR模型和MRF模型之间的关系,作者称SAR模型和MRF模型是GLC模型的两种特殊形式,该模型可以对低频纹理图像即具有长相关性质的纹理图像很好的建模。作者将其成功用于纹理合成,但是对于纹理分类与分割问题,该模型有待进一步验证。

(3)信号处理家族。1999年,Randen^[47]撰文详细总结了提取纹理特征的滤波方法,其结论为:“No single approach did perform best or very close to the best for all images, thus no single approach may be selected as the clear ‘winner’ …”。2002年,Grigorescu^[64]等人对3种基于Gabor滤波器组的纹理特征进行了比较研究,分别是:Gabor能量特征,Gabor复数矩特征,栅格算子特征,针对各种自然纹理图像,主要结论是:栅格算子特征具有相对最好的纹理鉴别性能。利用Gabor滤波器分析纹理也是一个研究热点,尽管Gabor能量谱能捕获纹理中大量有用信息,但变换窗口的大小固定,很难获得纹理在频率和方向上微小的变化信息,难以满足实际应用的需求。另外,由于纹理特征提取时通常借助由多个Gabor滤波器组成的滤波器组,加上需要很多参数的确定,并且Gabor滤波在实现上还没有行之有

效的快速算法,所以它们都需要大量的计算。与 Gabor 滤波器相比,小波变换继承和发展了 Gabor 变换,不仅时频窗口可以移动,而且窗口形状也随窗口中心频率的变化而自动调整。主要表现为在高频处时间分辨率高,在低频处频率分辨率高,有“聚焦”特性,所以又叫“数字显微镜”,并且存在快速算法。

4.2 横向比较

纹理特征提取一般都是通过设定一定大小的窗口取得纹理特征,窗口的选择,存在着相互矛盾的要求:一方面,纹理是一个区域概念,它必须通过空间上的一致性来体现,观察窗口取的越大,能检测出同一性的能力愈强,反之,能力愈弱;另一方面,由于不同纹理的边界对应于区域纹理同一性的跃变,因此,为了准确地定位边界,要求将观察窗口取得小一些。窗口太小会在同一种纹理内部出现误分割,而分析窗太大则会在纹理边界区域出现许多误分割。这也是各大家族共同的难点。下面从4个角度:①计算复杂度,②是否与人类视觉感受相一致,③是否利用了全局信息,④是否具有多分辨特性,本文试图给出各大家族的一些优势与不足。

(1) 统计家族的优势与不足

优势:方法简单,易于实现,尤其是 GLCM 方法是公认的有效方法,具有较强的适应能力和鲁棒性。Ohanian 等人^[79]对四种纹理特征提取方法的分类性能进行评估,分别是 MRF、Gabor 滤波、分形特征和 GLCM,结果是 GLCM 表现最好,当图像较小时无疑先尝试 GLCM 方法,当纹理呈现某种自相似性时,建议采用分形方法。Clausi^[80-81]比较了 GLCM、MRF 和 Gabor 方法在分类 SAR 海冰图像时的性能,发现 GLCM 分类正确率最高,其次是 Gabor 方法,GLCM 对纹理边界要较 MRF 敏感。

不足:①与人类视觉模型脱节,缺少全局信息的利用,难以研究纹理尺度间像素的遗传或依赖关系;②缺乏理论支撑;③计算复杂度很高,制约了其实际应用。

(2) 模型家族的优势与不足

优势:模型家族的方法能够兼顾纹理局部的随机性和整体上的规律性,并且具有很大的灵活性;采用随机场模型法对遥感影像纹理特征进行描述并在此基础上进行分割,在很大程度上符合或反映了地学规律;MRF 的主要优点是提供了一种一般而自然的用来表达空间上相关随机变量之间的相互作用的模型。它注意到纹理的多分辨率特性,结合图像的

分层理论,发展了分层 MRF 方法、多分辨率 MRF 方法等,不但可以提高处理效率,而且研究纹理尺度间像素的遗传或依赖关系以取得纹理特征。

不足:①由于主要是通过模型系数来标识纹理特征,模型系数的求解有难度;②由于基于 MRF 模型的纹理图像分割是一个迭代的优化过程,它由局部到全局的收敛速度很慢(即使条件迭代模式(ICM)能加速寻找解),因而需要很大的计算量,通常需要迭代数百次才能收敛;③参数调节不方便,模型不宜复杂。

(3) 信号处理家族的优势与不足

优势:对纹理进行多分辨表示,能在更精细的尺度上分析纹理;小波符合人类视觉特征,由此提取的特征也是有利于纹理图像分割的;能够空间/频域结合分析纹理特征。

不足:正交小波变换的多分辨分解只是将低频部分进行进一步的分解,而对高频部分不予考虑,而真实图像的纹理信息往往也存在于高频部分,小波包分析虽然克服了这一缺点,但对非规则纹理又似乎无能为力,小波多应用于标准或规则纹理图像,而对于背景更复杂的自然图像,由于存在噪声干扰,或者某一纹理区域内的像素并非处处相似,因此往往效果不佳。另外,也存在计算量大的问题。

综上所述,在提取纹理特征的有效性方面,统计家族、模型家族和信号处理家族可以说相差无几,都获得了人们的认可,未来哪一个家族占上风,目前尚难预料。此时研究者们^[82-85]开始注意到纹理特征提取方法的融合。由于 Gabor 滤波器能精确捕获低频和中频纹理信息,加上 GLCM 对高频纹理信息的获取能力,2005 年,Clasi 等人^[86]设计了一种融合 Gabor 滤波器和 GLCM 的纹理特征提取方法,以改进纹理识别。该融合方法产生较高的特征空间分离,并且分类正确率较单独的特征集有了提高。文献[87]融合了多尺度 GLCM 方法和半方差图方法,用于雷达图像纹理分类。GLCM 是像素距离和角度的函数,因此完整的 GLCM 的计算,其参数的选取范围很广,计算量很大,为了解决这个问题,文献[29]应用马尔可夫链的性质,从理论上证明了当像素距离足够大的时候,GLCM 的计算结果趋于一致性,由此纹理计算中参数的简化选择有了一定的依据。

为了能够准确地描述小波系数间的相关性,要解决的问题是分析并建立适当的数学模型。研究者

们把小波和马尔可夫模型结合在一起。Krishnamachar 等人^[42]在高斯金字塔结构上引入 MRF 模型,并利用最大后验概率进行纹理分割。实验表明,这种算法确实优于直接建立在原始图像本身上的 MRF 模型的分割算法。Noda 等人^[88]认为小波系数在尺度间、尺度内均有相关性,建立了保留所有频带的多元 GMRF 模型,并用 EM 算法进行参数求解、分割图像。尽管该算法的分割结果优于高斯金字塔马尔可夫随机场的结果,但它没有充分考虑纹理在小波不同频带中的性质,而且参数求解过程过于复杂,算法很难实现。

5 结 语

纹理分析作为图像处理领域经久不衰的热点研究领域,学术界在该领域已取得一定的成功,纹理特征提取方法也各种各样,但若要有有效地指导实际应用,纹理特征提取的研究还有若干问题有待解决。虽然纹理研究目前存在很多困难,并且在实际中的应用也不尽如人意,但是这丝毫也不能掩盖纹理研究的重要意义。总结对纹理特征提取方法的研究,本文认为存在如下一些亟待解决的问题:

(1) 有关纹理定义

缺乏统一的图像纹理的概念,导致纹理的研究范畴广泛而模糊。

(2) 纹理特征提取方法存在的问题

大多数纹理特征提取方法属于启发式的方法,目前主要是以方法本身和实验性研究为主。大多数方法都是在视觉可区分的纹理上进行实验和验证,并且针对纹理边缘相对简单的图像,而对于含有多种纹理类型的复杂的边界问题的研究较少,此外对视觉上是不可区分的纹理的研究和实验也不多见。

纹理分析是一个非常耗时的过程,对于算法本身的优化问题也研究不够。少数方法能同时从局部和全局分析纹理特征;对纹理特征融合方法的研究文献很少,而恰当地对不同纹理特征提取方法进行融合无疑可以得到描述纹理更完善的特征集;对现有的纹理特征提取方法的比较工作做得不够,已有文献的比较工作往往针对纹理分类问题本身,采用特定尺寸的单一纹理样本进行训练和算法测试,说服力不强。

许多算法应用于测试图像还可以取得较好的效果,但是应用到实际的、大尺寸的图像,却还存在一

定问题。

(3) 纹理特征提取方法性能的评估问题

缺乏对纹理特征提取方法性能评估标准的研究,导致各种方法之间的比较工作很难进行,鲜有说服力。现有的比较主要从提取纹理特征过程的计算复杂度、提取的纹理特征的特征分离度、在纹理分类与分割中的分类正确率几方面进行。

(4) 纹理特征提取方法的实际应用问题

人们已经广泛地意识到,纹理领域的大量研究,增加了人们对纹理的理解,但是也不得不承认:尽管这项研究已经取得很大进展,但是很难在实际中发挥作用。

针对上述问题,图像纹理特征提取存在以下几个主要发展趋势:

(1) 继续引入新的理论或者数学工具分析纹理,正如分形理论、小波理论等的引入,但是要注意到 Randen^[47]所建议的“A very useful direction for future research is therefore the development of powerful texture measures that can be extracted and classified with a low-computational complexity”。

(2) 纹理常常被划分为两种极端的情形:规则纹理和随机纹理,但大多数自然纹理则是这两种情形的复杂组合,单纯用某种单一的数学模型来表征纹理可能非常困难,因此,研究和应用各种特征提取方法的融合方法应是纹理分析研究的一个方向;在提取纹理特征以及设计图像纹理分类与分割算法时,一定要考虑到计算速度和所需的存储量,如何得到实时、可靠、稳定、实用的融合纹理特征是目前研究的热点。在纹理分类方面,特征选择是一个关键环节,基于小波变换的特征和基于分形模型的特征都有很好的分类表现,两者有共同之处,都是多尺度的分析方法,由于分形与小波本质上研究的均是非线性问题,内容涉及对象的细节,从某方面而言,与对象自相似性有关,因此分形与小波的融合,在纹理分析中是今后的重要发展方向。由于多尺度分析方法发展的目的和动力是要致力于发展纹理描述的最优表示方法, MRF 与小波的融合仍将继续受到关注。

(3) 如何利用纹理知识。纹理无处不在,几乎人人都可以为纹理研究人员提供研究材料。从纹理感知的角度出发,未来可以通过对大规模的纹理图像集合或纹理图像库进行研究,提取出视觉元素。对这些元素进行语义描述,并建立一个关于纹理知

识的数据库,对这些知识进行描述、分类、管理和共享。不难预见,纹理知识与纹理特征提取方法的综合应用,是解决实际问题所必须的。

(4)纹理视觉感知的研究。单一的纹理特征提取方法很难达到满意的效果,如果模拟人类的这些视觉特性提取纹理特征,并在此基础上进行纹理分割是比较有效的。因此对生理学和心理学结合是很有帮助的。可以预见,加入人类视觉和融合不同纹理特征提取方法的研究成果将有助于找到抽取和描述纹理特征的最终解决方案。

参考文献 (References)

- Sklansky J. Image segmentation and feature extraction [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1978, **8**(5): 237-247.
- Darling E M, Joseph R D. Pattern recognition from satellite altitudes [J]. IEEE Transactions System, Science, Cybernetics, 1968, **4**(1): 38-47.
- Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, **3**(6): 610-621.
- Galloway M. Texture analysis using gray level run lengths [J]. Computer Graphics Image Processing, 1975, **4**: 172-199.
- Weszka J S, Dyer C R, Rosenfeld A. A comparative study of texture measures for terrain classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1976, **6**(4): 269-285.
- McCormick B H, Jayaramamurthy S N. Time series model for texture synthesis [J]. International Journal of Computer Information Science, 1974, **3**(4): 329-343.
- Chellappa R, Chatterjee S. Classification of texture using gaussian Markov random fields [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1985, **33**(4): 959-963.
- Chen C C, Huang C L. Markov random fields for texture classification [J]. Pattern Recognition Letters, 1993, **14**(11): 907-914.
- Hassner M, Sklansky J. The use of markov random fields as models of texture [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1980, **12**(3): 357-370.
- Kaneko H, Yodogawa E. A markov random field application to texture classification [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on Pattern Recognition and Image Processing on PRIP [C], 1982: 221-225.
- Pentland A P. Fractal based description of natural scenes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1984, **6**(6): 661-674.
- Sarkar N, Chaudhuri B B. An efficient differential box-counting approach to compute fractal dimension of image [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, **24**(1): 115-120.
- Kapan L M, Kuo C-C. Extending self-similarity for fractional brownian motion [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, **42**(12): 3526-3530.
- Mallat S G. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, **11**(7): 674-693.
- Chang T, Kuo C-C. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1993, **2**(4): 429-441.
- Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, **4**(11): 1549-1560.
- Ojala T, Pietikäinen M, Mäenpää T. Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, **24**(7): 971-987.
- Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture [J]. Proceedings of the IEEE, 1979, **67**(5): 786-804.
- Tuceryan M, Jain A K. Texture Analysis, Handbook Pattern Recognition and Computer Vision [M]. Singapore: World Scientific, 1993, 235-276.
- Richards W, Polit A. Texture Matching [J]. Kybernetik, 1974, **16**(3): 155-162.
- Wang Run-sheng. Image Understanding [M]. Changsha: National University of Defense Technology Press, 1994: 145-146. [王润生. 图像理解 [M]. 长沙: 国防科学技术大学出版社, 1994: 145-146.]
- Hawkins J K. Textural properties for pattern recognition [A]. In: Lipkin B, Rosenfeld A. Picture Processing and Psychopictorics [C], New York, USA: Academic Press, 1970: 347-370.
- Reed T R, du Buf J M H. A review of recent texture segmentation and feature extraction techniques [J]. CVGIP: Image Understanding, 1993, **57**(3): 359-372.
- Wang L, He D C. Texture classification using texture spectrum [J]. Pattern Recognition, 1990, **23**(8): 905-910.
- Al-Janobi Abdulrahman. Performance evaluation of cross-diagonal texture matrix method of texture analysis [J]. Pattern Recognition, 2001, **34**(1): 171-180.
- Soh K S, Tsatsoulis C. Texture analysis of SAR sea ice imagery using gray level co-occurrence matrices [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, **37**(2): 780-795.
- Ulaby F T, Kouyate F, Brisco B, et al. Textural information in SAR Images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, **24**(2): 235-245.
- Baraldi A, Parmiggiani F. An investigation of the textural characteristics associated with gray level co-occurrence matrix statistical parameters [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, **33**(2): 293-304.
- Bo Hua, Ma Fu-long, Jiao li-cheng. Research on computation of GLCM of image texture [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, **34**(1): 155-158. [薄华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析 [J]. 电子学报, 2006, **34**(1): 155-158.]

- 30 Clausi D A, Jernigan M E. A fast method to determine co-occurrence texture features[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(1): 298-300.
- 31 Walker R F, Jackway P T, Longstaff I D. Recent developments in the use of co-occurrence matrix for texture recognition [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Digital Signal Processing [C]*, Santorini, Greece, 1997, **1**: 63-65.
- 32 Kandaswamy U, Adjeroh D A, Lee M C. Efficient texture analysis of SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(9): 2075-2083.
- 33 Miranda F P, MacDonald J A, Carr J R. Application of the semivariogram textural classifier (STC) for vegetation discrimination Using SIR-B data of borneo [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1992, **13**(12): 2349-2354.
- 34 Wu Gang, Yang Jing-an, Wang Hong-yan, An algorithm for segmentation of texture image based on image variogram function[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, **29**(1): 44-47. [吴刚, 杨敬安, 王洪燕. 一种基于变差函数的纹理图像分割方法[J]. *电子学报*, 2001, **29**(1): 44-47.]
- 35 Cross G R, Jain A K. Markov random field texture models[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1983, **5**(1): 25-39.
- 36 German S, German D. Stochastic relaxation, gibbs distribution and bayesian restoration of images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1984, **6**(6): 721-741.
- 37 Derin H. Elliott H. Modeling and segmentation of noisy and textured images using Gibbs Random Fields [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, **9**(1): 39-55.
- 38 Chen J L, Kundu A. Automatic unsupervised texture segmentation using hidden markov model [A]. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing [C]*, Mineapolis, USA, 1993, **5**: 21-24.
- 39 Ma Xiao-chuan, Hou Zhao-huan, Zhao Rong-chun. New fsrf-Gibbs model for texture image[J]. *Chinese Journal of Computers*, 1998, **21**(1): 303-307. [马晓川, 侯朝焕, 赵荣椿. 一种新的纹理图像的 Gibbs 模型[J]. *计算机学报*, 1998, **21**(1): 303-307.]
- 40 Cohen F S, Fan Z, Patel M A. Classification of rotated and scaled textured images using gaussian markov random field models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, **13**(2): 192-202.
- 41 Chellappa R, Chatterjee S. Classification of texture using Gaussian Markov Random Fields [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1985, **33**(4): 959-963.
- 42 Krishnamachari S, Chellappa R. Multiresolution Gauss-markov random field models for texture segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(2): 251-267.
- 43 Mao Jian-chang, Wang Cheng-dao, Wan Jia-ruo. A multiresolution simultaneous auto regressive model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 1988, **16**(6): 63-68. [毛建昌, 王成道, 万嘉若. 多分辨率自回归纹理模型[J]. *电子学报*, 1988, **16**(6): 63-68.]
- 44 Mao J, Jain A K. Texture classification and segmentation using Multiresolution Simultaneous Autoregressive Models [J]. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(2): 173-188.
- 45 Chen S S, Keller J M, Crownover R M. On the calculation of fractal features from images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Recognition and Machine Intelligence*, 1993, **15**(10): 1087-1090.
- 46 Kaplan L M. Extend fractal analysis for texture classification and segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(11): 1572-1585.
- 47 Randen T, Husoy J H. Filtering for texture classification: A comparative study[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1999, **21**(4): 291-310.
- 48 Unser M, Eden M. Nonlinear operators for improving texture segmentation based on features extracted by spatial filtering [J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1990, **20**(4): 804-815.
- 49 Laws K I. Rapid texture identification [A]. In: *Proceedings of the SPIE Conference on Image Processing for Missile Guidance [C]*, Bellingham, USA, 1980: 376-380.
- 50 Strand J, Taxt T. Local frequency features for texture classification [J]. *Pattern Recognition*, 1994, **27**(10): 1397-1406.
- 51 Coggins J M, Jain A K. A spatial filtering approach to texture analysis[J]. *Pattern Recognition*, 1985, **3**(3): 195-203.
- 52 Ade F. Characterization of texture by eigenfilter[J]. *Signal Processing*, 1983, **5**(5): 451-457.
- 53 Bovik A C, Clark M, Geisler W S. Multichannel texture analysis using localized spatial filters [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(1): 55-73.
- 54 Randen T, Husoy J H. Texture segmentation using filters with optimized energy separation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1999, **8**(4): 571-582.
- 55 Chen Yang, Wang Run-sheng. A method for texture classification by integrating Gabor filters and ICA [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, **35**(2): 299-303. [陈洋, 王润生. 结合 Gabor 滤波器和 ICA 技术的纹理分类方法[J]. *电子学报*, 2007, **35**(2): 299-303.]
- 56 Wu Gao-hong, Zhang Yu-jin, Lin Xing-gang. Optimal Gabor filter design for bi-textured image segmentation [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, **29**(1): 48-50. [吴高洪, 章毓晋, 林行刚. 分割双纹理图像的最佳 Gabor 滤波器设计方法[J]. *电子学报*, 2001, **29**(1): 48-50.]
- 57 Clausi D A, Jernigan M E. Designing Gabor filters for optimal texture separability[J]. *Pattern Recognition*, 2000, **33**(11): 1835-1849.
- 58 Chitre Y, Dhawan A P. M-band wavelet discrimination of natural textures[J]. *Pattern Recognition*, 1999, **32**(5): 773-789.
- 59 Ng I, Tan T, Kittler J. On local linear transform and Gabor filter representation of texture [A]. In: *Proceeding of the 11th IAPR Conference on Image, Speech and Signal Analysis [C]*, Hague, Netherlands, 1992: 627-631.
- 60 Zhou F, Feng J, Shi Q. Image segmentation based on local fourier transform [A]. In: *Proceedings of International Conference on Image Processing [C]*, Wuhan, China, 2001: 610-613.

- 61 Zhang Zhi-long, Lu Xin-ping, Shen Zhen-kang, *et al.* On texture feature extraction based on local Walsh transform [J]. *Signal Processing*, 2005, **21**(6): 589-596. [张志龙,鲁新平,沈振康等. 基于局部沃尔什变换的纹理特征提取方法研究[J]. *信号处理*, 2005, **21**(6): 589-596.]
- 62 Dunn D, Higgins W E, Wakeley J. Texture segmentation using 2-D Gabor elementary functions [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, **16**(2): 130-149.
- 63 Jain A K, Farrokhnia F. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters[J]. *Pattern Recognition*, 1991, **24**(12): 1137-1186.
- 64 Grigorescu S E, Petkov N, Kruizinga P. Comparison of texture features based on Gabor filters [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(10): 1160-1167.
- 65 Kruizinga P, Petkov N. Grating cell operator features for oriented texture segmentation [A]. In: *Proceedings of the 14th International Conference on Pattern Recognition [C]*, Brisbane, Australia, 1998, **2**:16-20.
- 66 Acharyya M, Kundu M K. An adaptive approach to unsupervised texture segmentation using M-band wavelet transform [J]. *Elsevier, Signal Processing*, 2001, **81**(7): 1337-1356.
- 67 Li Feng. *Wavelet Theory and It's Application in Texture Analysis [D]*. Guangzhou: Zhongshan University, 2003. [李峰. 小波理论及其在纹理分析中的应用[D]. 中山大学, 2003.]
- 68 Pichler O, Teuner A, Hosticka B J. A comparison of texture feature extraction using adaptive Gabor filtering, pyramidal and tree structured wavelet transforms [J]. *Pattern Recognition*, 1996, **29**(5): 733-742.
- 69 Laine A, Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, **15**(11): 1186-1191.
- 70 Hatipoglu S, Mitra S K, Kingsbury N. Texture classification using dual-tree complex wavelet transform [A]. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Image Processing and its applications [C]*, Manchester, UK, 1999, **1**: 344-347.
- 71 Mojsilovic A, Popovic M V, Rackov D M. On the selection of an optimal wavelet basis for texture characterization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2000, **19**(12): 2043-2050.
- 72 Rajpoot N. Local discriminant wavelet packet basis for texture classification [A]. In: *Proceedings of the SPIE Wavelets X [C]*, San Diego, California, USA, 2003, **5207**: 774-783.
- 73 Randen T, Husoy J H. Multichannel filtering for image texture segmentation [J]. *Optimal Engineering*, 1994, **33**: 2617-2625.
- 74 Pavlidis T. *Structural Descriptions and Graph Grammars [M]*. Berlin, Germany: Springer Press, 1980: 86-103.
- 75 Soille P. *Morphological Image Analysis: Principles and Applications [M]*. Berlin, Germany: Springer Press, 2003: 289-317.
- 76 Connors R W, Harlow C A. A theoretical comparison of texture algorithms [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1980, **2**(3): 204-222.
- 77 Carr J R, Miranda F P. The semivariogram in comparison to the co-occurrence matrix for classification of image texture [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(6): 1945-1952.
- 78 Bennett J, Khotanzad A. Modeling textured images using Generalized Long Correlation Models [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, **20**(12): 1365-1375.
- 79 Ohanian P P, Dubes R C. Performance evaluation for four classes of textural features [J]. *Pattern Recognition*, 1992, **25**(8): 819-833.
- 80 Clausi D A, Yue B. Comparing co-occurrence probabilities and markov random fields for texture analysis of SAR sea ice imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2004, **42**(1): 215-228.
- 81 Clausi D A. Comparison and fusion of co-occurrence, Gabor and MRF texture for classification of SAR sea ice imagery [J]. *Atmosphere Oceans*, 2001, **39**(4): 183-194.
- 82 Solberg A H S, Jain A K. Texture fusion and feature selection applied to SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(2): 475-479.
- 83 Bashar K M, Ohnishi N. Fusing cortex transform and intensity based features for image texture classification [A]. In: *Proceedings of the 5th International Conference on Information Fusion [C]*, Annapolis, USA, 2002, **2**: 1463-1469.
- 84 Trianni G, Tosi M, Acqua F D, *et al.* Fusion of texture measures for urban area characterization [A]. In: *Proceedings of the 7th International Conference on Information Fusion [C]*, Stockholm, Sweden, 2004, 991-998.
- 85 Anne H, Schistad S, Anil K J. Texture fusion and feature selection applied to SAR imagery [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, **35**(2): 475-479.
- 86 Clausi D A, Deng H. Design-based texture feature fusion using garbor filters and co-occurrence probabilities [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(7): 925-936.
- 87 Acqua F D, Gamba P, Trianni G. Semi-automatic choice of scale-dependent features for satellite SAR image classification [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2006, **27**(4): 244-251.
- 88 Noda H, Shirazi M, Kawaduchi E. MRF-based texture segmentation using wavelet decomposed images [J]. *Pattern Recognition*, 2002, **35**(4): 771-782.