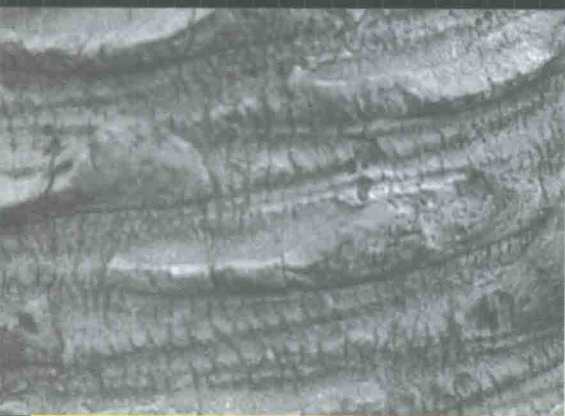
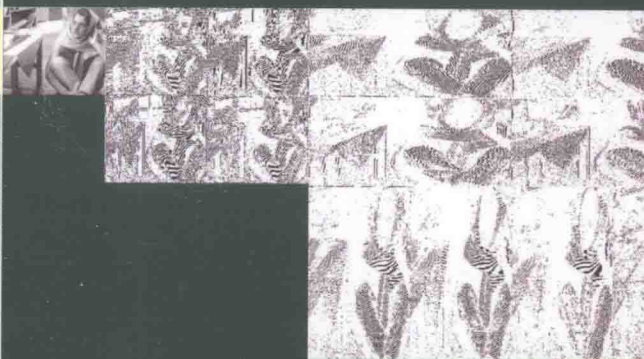


图像纹理分类 理论与方法



董永生 著



科学出版社

图像纹理分类理论与方法

董永生 著



科学出版社

北京

内 容 简 介

本书专注于采用方向多尺度变换和统计建模的方法讨论图像纹理的表示和分类。书中首先对基于局部二值模式的纹理表示和分类方法进行了总结性的概述。然后,重点介绍了小波变换、轮廓波变换和剪切波变换域的统计建模方法,及其在图像纹理表示和分类中的应用。

本书适合小波分析、应用统计、图像处理和模式识别领域的高年级本科生、研究生和研究人员阅读和参考。

图书在版编目(CIP)数据

图像纹理分类理论与方法/董永生著. —北京:科学出版社, 2017.5

ISBN 978-7-03-052697-7

I.①图… II.①董… III.①图象处理 IV. ①TN911.73

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2016)第 099652 号

责任编辑:胡庆家/责任校对:张凤琴
责任印制:张 伟/封面设计:蓝正设计

科学出版社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

北京科印技术咨询服务公司印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2017 年 5 月第 一 版 开本:720×1000 B5

2017 年 5 月第一次印刷 印张:11 插页:2

字数:220 000

定价:68.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

近年来, 图像纹理分类得到图像处理和模式识别领域学者的广泛关注. 学者们先后从不同方面提出许多纹理分类方法. 然而, 早期纹理分类方法主要从空间域来研究图像纹理表示和分类问题. 本书从方向多尺度变换域统计建模的角度, 研究了图像纹理分类问题.

为了能够为读者呈现纹理表示和分类的框架和经典方法, 本书首先对基于局部二值模式的纹理分类方法进行总结, 然后对基于方向多尺度变换域的纹理分类方法进行详细的描述. 这些基于方向多尺度变换的纹理分类方法都是作者与合作者近几年的研究成果. 希望本书的出版, 能够为相关专业的科研工作者提供一个参考.

本书具有如下两个特点: 首先, 本书不仅包含基于变换域的图像纹理分类理论和方法, 还对基于局部二值模式的纹理表示和分类方法进行了总结. 通过阅读本书, 读者可以较好地把握图像纹理分类领域的概况和进展. 其次, 本书自成体系, 从简单小波变换、轮廓波变换到剪切波变换, 构成一个完整的方法体系. 章节的编排也是按照这个顺序, 所以读者能够很容易地把握本书的框架.

本书适合小波分析、应用统计、图像处理和模式识别领域的研究生阅读, 也可供这些领域的科研人员参考.

在本书的撰写过程中, 我的硕士生冯金旺和王田玉在收集材料和稿件校对上花费了不少的精力和时间. 在此, 对他们表示衷心的感谢. 书中不妥之处在所难免, 望广大读者和同行专家不吝赐教.

董永生

2016 年国庆节于河南科技大学

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 纹理与纹理分类	1
1.1.1 纹理的定义	1
1.1.2 纹理分类	3
1.2 基础理论和工具	6
1.2.1 图像的多尺度几何变换	6
1.2.2 特征提取与分类器设计	11
1.3 本书的结构	13
参考文献	14
第 2 章 基于局部二进制模式的纹理分类	19
2.1 纹理单元与度量比较	19
2.1.1 纹理单元	19
2.1.2 纹理度量比较	20
2.2 LBP 方法	22
2.3 改进的 LBP 方法	28
2.3.1 主局部二值模式方法	29
2.3.2 完整局部二值模式方法	32
2.3.3 局部三值模式方法	41
2.3.4 成对旋转不变共生 LBP 方法	43
2.3.5 排序连续 LBP 方法	48
2.3.6 多道解码 LBP 方法	51
2.3.7 其他改进的方法	53
参考文献	54
第 3 章 基于小波域局部能量直方图建模的纹理分类	59
3.1 基于小波域直方图比对的纹理分类	59
3.1.1 小波域中的局部能量特征提取	59
3.1.2 局部能量直方图	60
3.1.3 相似度度量	61
3.2 实验结果与分析	62

3.3 小波子带不平衡问题	67
3.3.1 加权对称 Kullback-Leibler 散度与图像间的相似性度量	67
3.3.2 实验结果与分析	69
参考文献	72
第 4 章 基于轮廓波域乘积伯努利分布的纹理分类	73
4.1 轮廓波域的乘积伯努利分布建模	74
4.2 差异度测量和分类器	76
4.3 实验结果与分析	76
4.3.1 性能评估	77
4.3.2 计算花费	79
参考文献	80
第 5 章 基于轮廓波域泊松混合模型的纹理分类	81
5.1 泊松混合模型及其 BYY 和谐学习算法	82
5.2 轮廓波域泊松混合模型与贝叶斯纹理分类器	84
5.2.1 基于轮廓波变换的特征提取	84
5.2.2 基于泊松混合模型的贝叶斯纹理分类器	89
5.3 实验结果与分析	90
5.3.1 分类效果	90
5.3.2 与现存方法的比较	93
5.3.3 对纹理分类时间的讨论	98
参考文献	99
第 6 章 基于轮廓波域聚类的纹理分类	101
6.1 非随机初始化的 c -均值聚类	101
6.2 基于轮廓波子带聚类的特征提取	103
6.2.1 基于非随机初始化的 c -均值聚类的特征提取	103
6.2.2 传统特性的提取	105
6.2.3 特征向量的相似性度量	105
6.2.4 分类	106
6.3 实验结果与分析	106
6.3.1 分类效果	106
6.3.2 与现存方法的比较	109
6.3.3 对纹理分类时间的讨论	112
参考文献	112
第 7 章 基于轮廓波域统计特征的纹理检索	115
7.1 轮廓波子带的统计特征化	116

7.2 图像间的相似性度量与纹理检索	118
7.3 实验结果与分析	119
7.3.1 检索效果	119
7.3.2 大数据集上的检索效果与比较	121
参考文献	122
第 8 章 基于剪切波域线性回归模型的纹理分类与检索	124
8.1 基于剪切波域线性回归模型的纹理分类	124
8.1.1 剪切波子带依赖性的线性回归建模	125
8.1.2 残差分析和相似性度量	129
8.1.3 实验结果与分析	131
8.2 基于剪切波域线性回归模型和伪反馈的纹理检索	134
8.2.1 思想与步骤	135
8.2.2 基于统计轮廓波子带特征的预检索	136
8.2.3 实验结果与分析	138
参考文献	140
第 9 章 基于非负多分辨表示的纹理图像分类	141
9.1 小波子带局部特征的增量相异直方图	142
9.1.1 局部特征提取	142
9.1.2 增量相异直方图	142
9.1.3 非负多分辨表示	144
9.2 海赛正则判别非负矩阵因子化	144
9.2.1 目标函数	145
9.2.2 更新规则	146
9.2.3 收敛分析	147
9.2.4 快速梯度下降	148
9.2.5 在纹理分类中的应用	148
9.3 实验结果与分析	149
9.3.1 分类性能	150
9.3.2 在更大数据集上的比较	152
9.3.3 计算花费	156
参考文献	157
第 10 章 结论与展望	159
索引	162
彩图	

第1章 绪 论

本章将对纹理与纹理分类、基础理论和工具进行简单描述。通过阅读这些内容,读者能够了解纹理的定义和图例,以及纹理分类方法的历史和种类。本章相关内容出自作者的博士学位论文^[1]。

1.1 纹理与纹理分类

1.1.1 纹理的定义

随着信息时代的到来,图像已经被看作是对物体或场景的一种最常用的描述形式。图像包含了它所表达对象的视觉信息。事实上,人类从外界获得的大多数信息都来自于视觉系统,也就是说,这些信息是从图像中获得的。俗语“百闻不如一见”也说明了图像中包含的信息是非常丰富的,且有些信息甚至无法用言语来表达清楚。所以对所获得的图像进行分析和处理是一个非常有理论意义和实用价值的研究课题。

事实上,对图像的处理可分为三个层次。第一个层次,即最低级的层次,输入和输出都是图像。这是狭义的图像处理,包括图像去噪、图像增强、图像复原、图像压缩等。第二个层次,即中级层次,输入是图像,输出是图像的各个成分或特征。这个层次常被称为图像分析,包括纹理分析、图像分割等。第三个层次,即最高层次,输入是图像,输出是图像的标签。这个层次也被称为图像理解或图像识别(包括纹理分类)。图像分析和理解是目前图像领域研究的热点和难点。比如,图像分割是其中最具有实际意义的一个问题,并且每年有许多算法出现,但是仍然没有一个放之四海而皆准的方法。一般情况下,图像分割的研究者都是针对具体问题,或者具体类型的图像(如医学图像、遥感图像等),提出比较有效的方法来分割图像。这就激励我们要对图像做更为深入的研究,以便能够发现更为有效、通用的图像分析(分割)方法。

一般情况下,无论是图像分析(分割)还是图像理解,都需要对所研究的图像进行特征提取。纹理是图像表面非常重要的特征,也是最能表现图像本质的一种特征。一般情况下,大量小物体或模式被当做纹理,如草、小石子、树叶、谷物、玉米粒、大米粒等。被大量小模式所标记的物体表面也称为纹理,如木头、树皮、老虎身上的条纹等。粗略地讲,纹理往往表现为“重复出现的相同局部模式”。此处所

说的局部模式也被称为“纹理基元”(texon)^[2, 3]。

纹理为图像中目标物体的辨识提供了一种具有强大辨识力的特征,目前大多数的目标识别方法都是建立在纹理表示特征上的。这或许是因为纹理也是物体本身材料的一种非常好的描述(即在某种程度上,纹理描述了组成物体的材料表面特征)。一般情况,组成目标物体的材料不同,则目标物体也是不同的。例如,一张图像中有三个形状一样的凳子,分别是木头凳子、石头凳子和塑料凳子。尽管都是凳子,但仍然是不同的凳子。这时候,我们就可以根据木头、石头和塑料这三种材料的表面特征(纹理)设计一个目标识别系统来识别这三把凳子。现在的问题是:纹理的定义到底应该是什么?

尽管纹理被广泛提及,广泛使用,但是到目前为止没有一个确定性的定义。然而,最近有一个比较通俗的定义被许多学者所接受,该定义是说:纹理是图像像素的强度(intensities)和方向性(orientation)的有规律的局部变化趋势^[4]。图1.1和图1.2各显示了6个比较典型的纹理图像,从中可以体会图像纹理的含义。这12个纹理图像分别来自当前最流行Brodatz纹理库^[5]和Vision Texture(VisTex)纹理库^[6]。这两个数据库都是可以在线获得的,是做纹理分析和图像视觉研究最常用的数据库。

到目前为止,已经有许多有关图像纹理的研究,包括图像纹理的分析、检索和分类^[7-39],以及视频的纹理分析^[40-42]。本书讨论的问题仅限于图像纹理的分析、分类和检索。

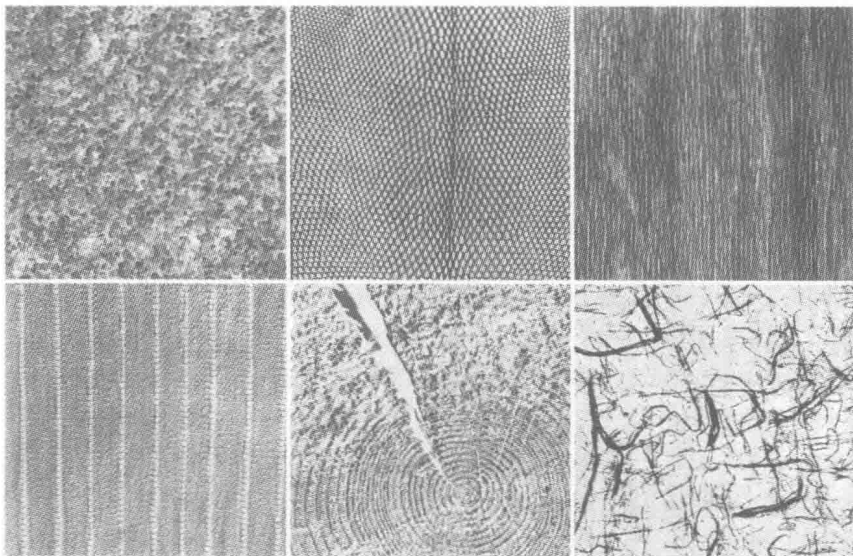


图 1.1 Brodatz 纹理库中的 6 个纹理样本

第一排: D28, D36, D68; 第二排: D85, D97, D108

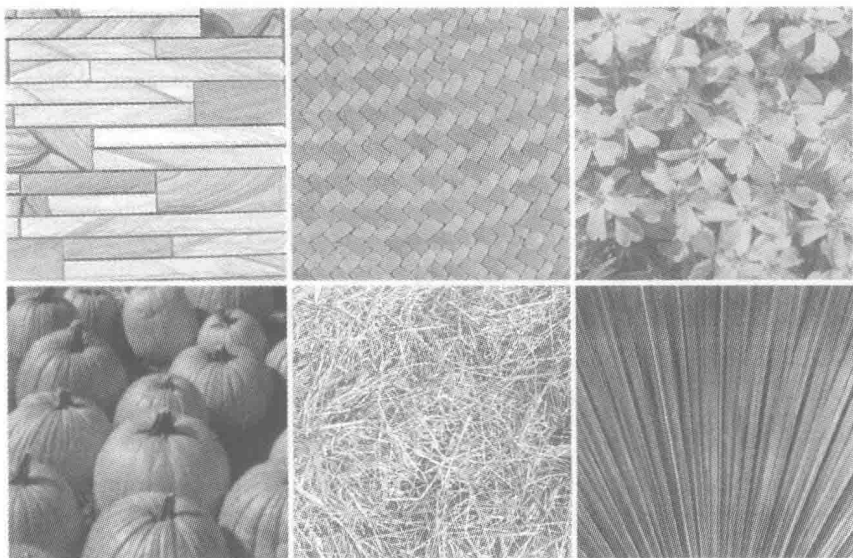


图 1.2 VisTex 纹理库中的 6 个纹理样本

第一排: Brick0002, Fabric0000, Flowers0003; 第二排: Food0010, Grass0001, Leaves0002

1.1.2 纹理分类

纹理分类是图像处理和模式识别的一个重要课题. 到目前为止, 已经出现许多种纹理检索和分类方法^[10-26], 这些方法都是从不同的角度来做纹理分类的. 它们可以大致分为两类: 空间域纹理分类方法和变换域纹理分类方法, 其中变换域纹理分类方法又称为基于滤波的纹理分类方法或者基于信号处理的纹理分类方法.

空间域纹理分类方法可以分为三个子类: 纹理分类、统计方法和基于模型的方法.

结构方法^[11]是通过微观的基元和这些基元的空间布局所形成的宏观的纹理特征来表示纹理的. 为了表示纹理, 需要首先定义这些基元和这些基元的结合准则. 基元的选择和选择后的基元被放到某个位置的概率将是一个位置的函数或者是该位置附近基元的函数. 结构方法的特点为我们提供了图像的一种特征性的描述. 这个特点更适于做纹理合成问题, 而对于纹理的分析和分类, 其效果不会太好.

统计方法不是用显式的方法来表述纹理的分层结构, 而是用图像中像素水平间内在的分布关系来表示纹理图像, 而这种分布关系是某种随机变量的分布. 许多基于统计量的统计方法已经被建立, 并且比结构方法具有更好的分类效果^[20]. 用于纹理分析和分类的最流行的二阶统计特征是所谓的共生矩阵(co-occurrence matrix)^[21].

基于模型的纹理分析和分类方法^[7,8,16-18], 我们使用的模型是分形模型或随机模型. 这些方法是用生成图像模型和随机模型来解释图像纹理, 然后估计出模型的

参数来做纹理分析和分类的. 事实上, 在这些随机模型中参数估计的复杂度是首要问题. 分形模型用于建模自然图像纹理, 也被用于纹理分析和分类 [8, 19], 然而该方法缺少方向敏感性, 并且不适于描述局部图像结构.

为了解决空域方法的这些本质问题, 学者们提出了基于变换的纹理方法 [22, 23]. 基于变换的纹理分类系统一般分为两步: (1) 特征提取, 一组纹理特征从变换域中提取出来; (2) 分类, 根据提取的特征, 测试纹理图像被分到一个纹理类中. 广泛使用的变换有 Ranklet 变换 [22]、Randon 变换 [23]、Gabor 变换 [24]、小波变换 [26]、脊波 (ridgelet) [25] 等. 在这些变换中, 小波变换是使用最广泛的, 并且在捕获图像纹理特征方面具有很大的优越性. 其主要原因就是小波变换将图像分解成不同频率的小波子带, 这一点和人的视觉系统非常相似.

基于小波变换的纹理分类 (或检索) 方法可以大致分为两类. 第一类是基于小波域特征的方法 [34]. 所提取的特征有能量特征 [36]、局部二进制模式特征 [37]、统计特征 [38]、基于独立成分分析 (independent component analysis, ICA) 的全局和局部特征 [39] 等.

另一类是基于小波域模型的方法, 如基于广义高斯分布的纹理检索方法 [26]. 该方法中, 小波子带系数的分布被建模为广义高斯分布, 然后估计广义高斯分布的参数, 最后用 Kullback-Leibler 距离来度量两个图像相应小波子带分布间的距离, 并通过对所有子带对应的距离求和来获得图像间的距离. 在文献 [27] 中, 这种广义高斯分布模型的方法被广泛推广. 一种新的特征化的广义高斯分布被定义, 这种特征化的广义高斯分布模型的参数是通过近似求解的方式得到的, 而图像间距离是用类似于文献 [26] 中的方法得到的. 在文献 [29] 中, 一种基于小波子带系数比特平面概率模型的纹理方法被提出来. 该方法首先对小波子带系数进行量化 (量化为整数), 然后将所有量化后的小波系数表示成二进制的形式, 这样, 每个二进制位上只有两种可能 (0 或 1). 事实上, 这种二进制表示等价于比特平面表示, 且每个系数在各个比特平面上也只有两种可能的取值 (0 或 1). 通过统计每个小波子带内每个比特平面上 0 和 1 的概率, 就可以得到该子带的比特平面概率特征. 然后再用加权欧式距离定义图像间距离. 在基于小波子带系数提炼直方图 (refined histogram) 的纹理分类方法中 [30], 提炼直方图被用于建模小波子带系数. 这种建模方式是基于小波子带系数的稀疏性 (较大的小波系数比较少). 这种提炼直方图的特点是: 0 附近柱宽较窄, 然后随着系数绝对值的增大, 来增加直方图的柱宽. 直方图的柱高是通过极大似然估计的方法得到的. 最后, 用对称的 Kullback-Leibler 距离来度量任意两个提炼直方图间的距离, 从而给出了图像间的距离. 在文献 [31] 中, 一种基于小波子带广义 Gamma 分布模型的纹理检索方法被提出来, 然而, 该方法中广义 Gamma 分布模型的参数估计问题是一个高度非线性方程的求解问题. 该方法中, 形状参数估计是通过求解样本尺度独立形状估计方程 (sample scale-independent

shape estimation equation) 得到的, 采用的求解算法是 Newton-Raphson 算法. 在得到广义 Gamma 分布模型的参数后, Kullback-Leibler 距离被用于度量两个图像对应子带的广义 Gamma 分布间的距离, 从而得到图像间的距离. 在文献 [32] 中, 小波子带系数首先被非线性滤波器滤波, 然后对滤波后的子带系数进行奇异值分解, 并用指数分布来建模这些奇异值的概率分布. 在指数分布的参数被估计出来之后, Kullback-Leibler 距离被用于定义图像间的距离.

这些基于小波变换的方法取得了较好的纹理分类或检索效果. 然而, 小波变换本身也有一些不足, 比如, 仅善于捕获点状的奇异性, 不能较好地捕获轮廓的几何光滑性; 对于二维情况下图像的近似度也不够高等. 因此, 许多学者致力于研究一种新的变换, 希望这种变换能够捕获图像的方向信息、线状奇异信息等. 并且希望这种变换能够具有比小波变换更高的逼近率. 从此, 出现了多种方向多尺度变换^①, 如脊波变换^[25,50]、梳状波变换^[46]、曲波变换^[47-49]、轮廓波变换^[51-58]、剪切波变换^[59-63]等.

基于上述各种方法的优缺点, 本书主要阐述采用方向多尺度变换和统计建模的工具来解决图像纹理的分类和检索问题. 其基本思想是: 从多尺度变换域中提取有效的特征, 并用这些特征来表示多尺度变换子带的不同方面的信息. 然后, 运用概率模型对这些特征进行建模, 并用统计的方法来获取模型参数. 在对所有子带进行建模和参数估计之后, 就可以利用这些被估计出来的参数或者概率分布建立纹理分类系统 (基于距离的分类器或者贝叶斯分类器) 和检索系统.

一般来说, 对于模式识别问题, 当所提取的特征本身不具有很强的“直接”鉴别能力时, 不能直接用基于距离的分类器来对这些特征进行度量和分类. 然而, 有时候能够通过对这些特征进行建模 (包括参数模型、非参数模型、随机模型、非随机模型等) 来获取这些特征的模型, 并利用这些模型的信息来建立识别系统. 显然, 这些特征也是具有鉴别力的. 本书称这些特征是具有“隐形”鉴别力的. 比如, 本书给出了一种基于轮廓波变换域泊松混合模型的纹理分类方法. 该方法所提取的轮廓波特征的“直接”鉴别力不够强大. 但是, 在对其建立混合泊松概率模型之后, 这些特征的鉴别力就大大提高, 并表现出很强的“隐形”鉴别力. 类似的方法还有基于小波域局部能量直方图的方法和基于剪切波子带间回归模型的纹理分类方法.

然而, 如果第一次所提取的特征较好, 或者说, 这些特征本身的“直接”鉴别能力很强, 则可以直接利用基于距离的分类器来解决分类和检索问题, 而不需要再对这些特征进一步建立概率模型. 显然, 通过这种方式建立的分类和检索系统不需要估计模型的参数, 从而, 可以为分类和检索过程节省许多时间. 事实上, 早期的纹理分类方法都是基于这种思想的. 本书第 7 章将重点讨论这种方法. 实验结果显示,

^①本书将小波变换及其推广变换 (轮廓波变换、剪切波变换等) 统称为方向多尺度变换.

这种方法的检索速度比那些基于概率模型的检索方法的速度要快许多。

事实上, 特征提取的方法多种多样. 只要能够提取到较好的特征, 那么模式识别问题也就会容易许多. 本书给出了一种基于轮廓波域聚类的纹理分类方法. 在某种程度上, 这种纹理分类方法兼顾了这上面两类方法的优点 (该方法所提取的特征, 既包含基于模型所提取的特征, 也包含直接提取的传统特征). 该方法是首先通过非参数建模的方法来获取聚类特征, 然后再提取传统特征, 进而利用基于距离的分类器来做纹理分类问题. 实验结果显示该方法非常有效, 并超过了当前最新的几种纹理分类方法. 后续几章将对上述各种方法分别给予详细的介绍.

1.2 基础理论和工具

1.2.1 图像的多尺度几何变换

1. 小波分析理论

与 Fourier 理论相似, 小波理论主要包括两部分: 小波变换与小波基. 小波变换是 Fourier 变换的发展; 小波基对应小波级数, 是 Fourier 级数的发展. 这一部分给出小波的有关理论 (小波变换、框架与 Riesz 基以及多分辨逼近)^[43].

1) 小波变换

定义 1 (基小波或连续小波) 对函数 $\psi \in L^2(R)$, 若满足

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0, \quad (1.1)$$

则称 ψ 是一个小波函数, 或者称为基小波.

定义 2 (连续小波变换) $f \in L^2(R)$ 的小波变换为

$$Wf(u, s) = \langle f, \psi_{u,s} \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{s}} \bar{\psi} \left(\frac{t-u}{s} \right) dt. \quad (1.2)$$

令 $\psi(t)$ 是一个支撑在 $[-K/2, K/2]$ 的小波函数, 则可以定义离散小波及周期信号的离散小波变换.

定义 3 (离散小波) 对于 $1 \leq a^j \leq NK^{-1}$, 一个离散小波被定义为

$$\psi_j[n] = \frac{1}{\sqrt{a^j}} \psi \left(\frac{n}{a^j} \right). \quad (1.3)$$

定义 4 (周期信号的离散小波变换) 假设 $f[n]$ 和 $\psi_j[n]$ 是周期为 N 的周期信号, 则定义离散小波变换为

$$Wf[n, a^j] = \sum_{m=0}^{N-1} f[m] \hat{\psi}_j[m-n]. \quad (1.4)$$

2) 框架与 Riesz 基

定义 5 (框架) 对于 $\{\phi_n\}_{n \in \Gamma}$, 若存在两个常数 $B \geq A > 0$, 使得对希尔伯特空间 H 中的任意 f , 都满足

$$A\|f\|^2 \leq \sum_{n \in \Gamma} |\langle f, \phi_n \rangle|^2 \leq B\|f\|^2, \quad (1.5)$$

则称序列 $\{\phi_n\}_{n \in \Gamma}$ 是一个框架. 若 $A = B$, 则该框架被称为紧框架, 其中, 指标集 Γ 可以是无限集也可以是有限集

定义 6 (Riesz 基) 若 $\{\phi_n\}_{n \in \Gamma}$ 是线性独立的 (未必正交), 则这个框架是非冗余的, 并且称该序列是一个 Riesz 基.

注意: 框架定义了一个完备且平稳的信号表示, 这个表示可以是冗余的 [43].

3) 多分辨逼近 (多分辨分析)

定义 7 对于 $L^2(R)$ 中的一个闭子空间列 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$, 如果满足下列 6 个条件:

- (1) $\forall (j, k) \in \mathbb{Z}^2, f(t) \in V_j \iff f(t - 2^j k) \in V_j$;
- (2) $\forall j \in \mathbb{Z}, V_{j+1} \subset V_j$;
- (3) $\forall j \in \mathbb{Z}, f(t) \in V_j \iff f\left(\frac{t}{2}\right) \in V_{j+1}$;
- (4) $\bigcap_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = \{0\}$;
- (5) $\bigcup_{j=-\infty}^{+\infty} V_j = L^2(R)$;
- (6) 存在 θ , 使得 $\{\theta(t - n)\}_{n \in \mathbb{Z}}$ 是 V_0 的一个 Riesz 基,

则称 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(R)$ 的一个多分辨逼近.

多分辨分析是小波分析理论的核心. 通过多分辨分析理论可以构造出各种新的小波函数. 目前比较常用的小波函数包括: Haar 小波、Daubechies 系列小波、Morlet 小波、Mexican Hat 小波、Meyer 小波, 以及紧支撑双正交小波系列 (如“9-7”小波和“5-3”小波^①[43-45] 等).

2. 轮廓波变换

最近, 轮廓波变换被 Do 和 Vetterli 提出来以弥补小波变换的不足 [51]. 事实上, 轮廓波变换是一种基于双滤波器组的变换. 这个双滤波器组的实现方式是: 首先用拉普拉斯金字塔滤波器 (Laplacian pyramid, LP)^[52] 来捕获图像的点状奇异性, 然后用一组方向滤波器 (directional filter bank, DFB)^[53] 将捕获点状不连续性的能力转化成捕获线状奇异性的能力. 图 1.3 显示了轮廓波变换的滤波器组. 这样一种变换, 能够将图像表示为一个由图像基本轮廓作为成分的分解式. 正是这个原因, 才

① “9-7”小波具有 4 阶消失矩 (vanishing moments), “5-3”小波具有二阶消失矩; “9-7”小波的支撑区间长度比“5-3”小波的支撑区间长度长.

使学者将这种变换称为轮廓波变换. 下面给出轮廓波变换的简单描述, 详细理论及其应用请参阅文献 [51]~[58].

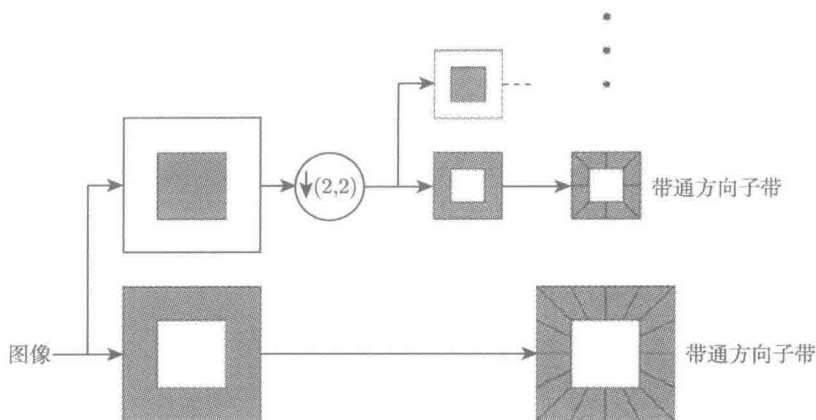


图 1.3 轮廓波滤波器组 [51]

首先用拉普拉斯金字塔滤波器做多尺度分解, 然后再对每个带通通道使用方向滤波器组

给定一个纹理图像, 表示为: $a_0[\mathbf{n}] \in L_2(R^2)$. 用离散轮廓波变换将它分解成一个系数集合: $\{a_I[\mathbf{n}], c_{i,j}^{(l_i)}[\mathbf{n}]\}$, 其中, $i = 1, 2, \dots, L$ 且 $j = 0, 1, \dots, 2^{l_i} - 1$. 注意, 指数 i, j 和 $\mathbf{n}$ 分别确定了尺度、方向和位置. 方向滤波器的分解水平个数是随着尺度 i 变化的, 因此被表示为 l_i . L 是拉普拉斯金字塔滤波器分解的最大尺度数.

鉴于拉普拉斯金字塔变换和每个尺度上的方向滤波器组的级联结构, 多尺度分解和方向滤波阶段是互相独立的. 从而, 可以将每个尺度分成 2 的幂次方个方向, 且不同尺度能分成不同的方向子带. 图 1.4 显示了图像“Lena”的轮廓波变换.

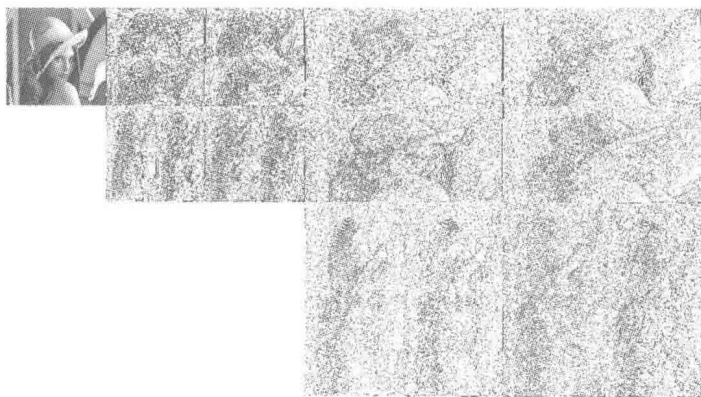


图 1.4 图像“Lena”的轮廓波变换

为了视觉上清晰, 仅显示了 2 尺度的轮廓波分解. 图像被分解成一个低通子带和 16 个带通方向子带, 其中, 拉普拉斯金字塔分解的最大尺度数是 2, 每个尺度的方向滤波器分解的水平数是 3, 也就是说, 每个尺度上方向子带的个数是 8.

3. 剪切波变换

Easley, Labate 等学者提出了用剪切波变换来解决小波变换处理图像时不足的问题 [59, 60]. 剪切波具有和轮廓波变换相同的近似率. 然而, 不同的是, 剪切波是基于一种简单且严密的数学框架而提出来的, 而这种数学框架不仅为多维数据的几何表示提供了一种更加灵活的理论工具, 而且在计算机实现上也更加自然. 另外, 剪切波变换能够放在多分辨分析的框架下来理解. 下面给出连续剪切波变换的简单结果, 详细理论请参阅文献 [59]~[63].

对于 $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2$, $j \geq 0$, 且 $l = -2^j, \dots, 2^j - 1$, 定义如下两个窗函数:

$$W_{j,l}^0(\xi) = \begin{cases} \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l \right) \chi_{D_0}(\xi) + \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l + 1 \right) \chi_{D_1}(\xi), & l = -2^j, \\ \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l \right) \chi_{D_0}(\xi) + \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l - 1 \right) \chi_{D_1}(\xi), & l = 2^j - 1, \\ \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l \right), & \text{其他,} \end{cases} \quad (1.6)$$

$$W_{j,l}^1(\xi) = \begin{cases} \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l + 1 \right) \chi_{D_0}(\xi) + \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l \right) \chi_{D_1}(\xi), & l = -2^j, \\ \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_2}{\xi_1} - l - 1 \right) \chi_{D_0}(\xi) + \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l \right) \chi_{D_1}(\xi), & l = 2^j - 1, \\ \hat{\psi}_2 \left(2^j \frac{\xi_1}{\xi_2} - l \right), & \text{其他,} \end{cases} \quad (1.7)$$

其中, $\hat{\psi}_2 \in C^\infty(\hat{R})$ 且 $\text{supp} \hat{\psi}_2 \subset [-1, 1]$,

$$D_0 = \left\{ (\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2 : |\xi_1| \geq \frac{1}{8}, \left| \frac{\xi_2}{\xi_1} \right| \leq 1 \right\},$$

$$D_1 = \left\{ (\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2 : |\xi_2| \geq \frac{1}{8}, \left| \frac{\xi_1}{\xi_2} \right| \leq 1 \right\}.$$

对于 $\xi = (\xi_1, \xi_2) \in \hat{R}^2$, $j \geq 0$, $l = -2^j, \dots, 2^j - 1$, $k \in \mathbb{Z}^2$, 且 $d = 0, 1$, 剪切波 ψ 的 Fourier 变换为

$$\hat{\psi}_{j,l,k}^{(d)}(\xi) = 2^{\frac{3j}{2}} V(2^{-2j}\xi) W_{j,l}^{(d)} e^{-2\pi i \xi A_d^{-j} B_d^{-1} k}, \quad (1.8)$$

其中,

$$\begin{aligned}
 V(\xi_1, \xi_2) &= \hat{\psi}_1(\xi_1)\chi_{D_0}(\xi_1, \xi_2) + \hat{\psi}_1(\xi_2)\chi_{D_1}(\xi_1, \xi_2), \\
 \hat{\psi}_1 &\in C^\infty(\hat{R}), \quad \text{supp}\hat{\psi}_1 \subset \left[-\frac{1}{2}, -\frac{1}{16}\right] \cup \left[\frac{1}{16}, \frac{1}{2}\right], \\
 A_0 &= \begin{pmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}, \quad A_1 = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 4 \end{pmatrix}, \\
 B_0 &= \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad B_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 1 \end{pmatrix}.
 \end{aligned}$$

这样, 便可以定义 $f \in L^2(R^2)$ 的剪切波变换为

$$\begin{aligned}
 \text{ST}(f) &= \langle f, \psi_{j,l,k}^{(d)} \rangle = \langle \hat{f}, \hat{\psi}_{j,l,k}^{(d)} \rangle \\
 &= 2^{\frac{3j}{2}} \int_{R^2} \hat{f}(\xi) \overline{V(2^{-2j}\xi)W_{j,l}^{(d)}(\xi)} e^{2\pi i \xi A_d^{-j} B_d^{-l} k} d\xi.
 \end{aligned} \quad (1.9)$$

图 1.5 显示了离散剪切波变换的滤波器组. 很容易发现离散剪切波变换的滤波器组与轮廓波变换的滤波器组 (图 1.3) 非常相似. 这也是轮廓波变换与剪切波变换具有相同的近似率的一种直观解释. 图 1.6 显示了 VisTex 纹理图像“Tile.0006”的剪切波变换, 为了视觉上清晰, 仅显示了 2 尺度的剪切波分解. 图像被分解成一个低通子带和 20 个带通方向子带, 其中, 拉普拉斯金字塔滤波器分解的最大尺度数是 2, 每个尺度上方向子带的个数是 10.

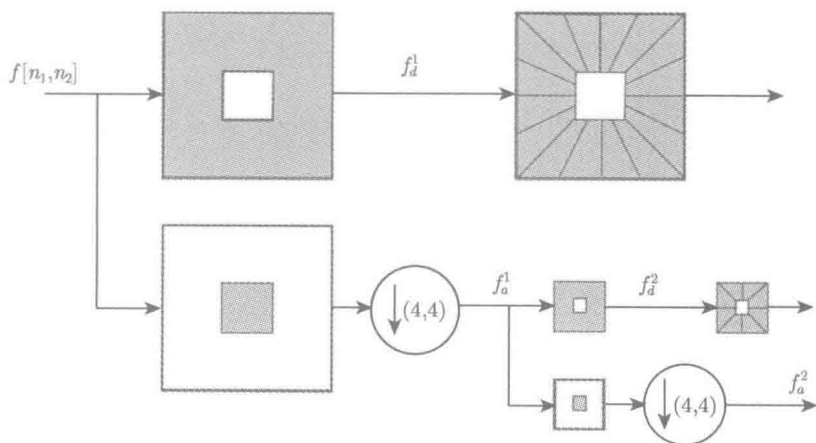


图 1.5 剪切波滤波器组 [60]

拉普拉斯金字塔滤波器与方向滤波器的级联关系