

局部二值模式 及扩展算子

毋小省 刘红敏 著



北京航空航天大学出版社
BEIHANG UNIVERSITY PRESS

局部二值模式及扩展算子

毋小省 刘红敏 著

北京航空航天大学出版社

图书在版编目(CIP)数据

局部二值模式及扩展算子 / 毋小省 刘红敏 著. --
北京: 北京航空航天大学出版社, 2018.10
ISBN 978-7-5124-2822-5

I. ①局… II. ①毋… ②刘… III. ①数字图象处理
—研究 IV. ①TN911.73

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2018)第 219071 号

版权所有,侵权必究。

局部二值模式及扩展算子

毋小省 刘红敏 著

责任编辑 董宜斌

*

北京航空航天大学出版社出版发行

北京市海淀区学院路 37 号(邮编 100191) <http://www.buaapress.com.cn>

发行部电话:(010)82317024 传真:(010)82328026

读者信箱: emsbook@buaacm.com.cn 邮购电话:(010)82316936

北京九州迅驰传媒文化有限公司印装 各地书店经销

*

开本:710×1 000 1/16 印张:12.75 字数:272 千字

2018 年 10 月第 1 版 2018 年 10 月第 1 次印刷

ISBN 978-7-5124-2822-5 定价:58.00 元

前 言

近年来,在计算机视觉和模式识别领域,局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)作为一种简单有效的描述符,得到了广泛和深入的研究。鉴其原理相对简单,计算复杂度低,同时融合了纹理的结构特征和统计特征,且不受光照变化等因素的影响,LBP在纹理分析、人脸识别、运动分析、医学图像处理等多个领域得到了广泛应用。同时,针对LBP的相应扩展和增强方法也层出不穷。

目前,国外关于LBP及其扩展方法的系统性论著还不多。Springer先后出版了两部针对LBP及扩展方法的论著,《Local binary patterns: new variants and applications》(Brahnam, S., Jain, L. C., Nanni, L., et al. Local binary patterns: new variants and applications. London Ltd: Springer, 2014.)及《Computer Vision Using Local Binary Patterns》(Pietikinen M, Hadid A, Zhao G, et al. Computer Vision Using Local Binary Patterns. Springer London, 2011.)。上述两部著作对LBP及其扩展方法进行了一定阐述。国内关于LBP论述的论著目前还没有。而且近几年,针对LBP的研究也取得了许多新的成果,为此,我们期望进一步对LBP相关技术进行梳理和总结。

全书内容共分7章,具体安排如下:第1章在介绍常用纹理分析方法的基础上,重点介绍了LBP的定义及四种针对LBP的重要扩展,在此基础上,介绍了应用LBP进行分类时常有的分类方法和实验中常用的纹理图像库;第2章从基本拓扑结构扩展、多维度扩展、基于空间结构上的扩展、自适应拓扑结构和其他一些类型的拓扑结构扩展等方面对近年来针对LBP拓扑结构的扩展方面进行了总结;第3章从常用编码方法、融合边缘及方向信息扩展方法、高阶扩展方法、凹凸扩展方法、基于旋转不变编码方法以及其他类型的编码方法等方面对LBP及其扩展所采用的编码方法进行了总结;第4章针从均值滤波方法、局部多值模式方法、模糊处理方法、基于模式重要性方法及其他类型的消噪方法等对降噪角度的LBP

扩展方法进行了总结;第5章从对称局部模式和特征选择两个方面总结LBP及其扩展常用的降维方法;第6章介绍了局部方向方式(Local Direction Pattern, LDP)的原理及针对LDP的扩展方法;第7章对全书的内容进行了梳理和总结。

本书由河南理工大学计算机科学与技术学院毋小省副教授和刘红敏博士撰写,全书由孙君顶博士负责通稿及审校。本著作结合局部二值模式的研究现状及发展前景,既参考了许多他人的有关文献,也结合了本书作者近年来在该领域的研究成果。

本书的出版得到了河南省科技攻关项目(172102210272)、河南省科技创新人才计划(174100510009)及河南理工大学计算机科学与技术学院的资助。

由于作者水平有限,以及国内外针对LBP技术研究的逐步深入,书中不妥与疏漏之处在所难免,敬请读者指正。

作 者

2018年5月

目 录

第 1 章 纹理描述与局部二值模式.....	1
1.1 概 述	1
1.2 常用纹理分析方法	2
1.2.1 统计分析方法	3
1.2.2 结构分析方法	3
1.2.3 模型分析方法	4
1.2.4 频谱分析方法	5
1.2.5 基于压缩域的纹理特征描述	6
1.2.6 几种常用描述方法	7
1.3 局部二值模式.....	17
1.3.1 纹理谱.....	17
1.3.2 局部二值模式.....	18
1.3.3 多分辨率分析.....	20
1.3.4 一致局部二值模式.....	21
1.3.5 旋转不变局部二值模式.....	22
1.3.6 旋转不变一致局部二值模式.....	22
1.4 分类方法.....	24
1.4.1 KNN 分类方法	24
1.4.2 支持向量机.....	25
1.5 常用纹理图像库.....	27
1.6 小结与内容安排.....	29
参考文献	31
第 2 章 基于拓扑结构角度扩展	35
2.1 基本拓扑结构扩展.....	35
2.1.1 环形拓扑结构.....	35
2.1.2 矩形拓扑结构.....	40
2.1.3 线形拓扑结构.....	44
2.2 多维度扩展.....	46
2.2.1 概 述.....	46

2.2.2 多分辨率扩展	48
2.2.3 多尺度扩展	57
2.3 空间拓扑结构扩展	60
2.4 自适应拓扑结构	63
2.5 其他拓扑扩展方法	66
参考文献	71
第3章 基于编码角度扩展	76
3.1 基本编码扩展方法	76
3.1.1 LBP/VAR	76
3.1.2 CLBP(Completed Local Binary Pattern)	77
3.1.3 LBC(Local Binary Count)	78
3.2 融合边缘及方向信息的编码方法	79
3.2.1 LGP 及其扩展方法	79
3.2.2 dLBP(Directional Local Binary Pattern)	82
3.2.3 DLEP(Directional local extrema patterns)	84
3.2.4 LTriDP(Local Tri-directional Pattern)	85
3.2.5 VLEP(Varied Local Edge Pattern)	88
3.3 高阶局部模式	90
3.3.1 LDP(Local Derivative Pattern)	90
3.3.2 LTrP(Local Tetra Patterns)	91
3.3.3 LVP(Local Vector Pattern)	94
3.3.4 LMTrP(Local Micro-structure Tetra Pattern)	96
3.3.5 高阶差分 LBP 模式	98
3.3.6 CDP(Circular Derivative Pattern)	99
3.4 凹凸局部模式	99
3.4.1 CCLBP(Concave-Convex LBP)	99
3.4.2 LCCP(Local Convex-and-Concave Pattern)	101
3.5 旋转不变编码方法	103
3.5.1 基于空域方法	103
3.5.2 基于频域方法	107
3.6 基于径向与角度编码方法	108
3.7 其他编码方法	110
参考文献	116

第 4 章 基于降噪角度扩展	123
4.1 概 述	123
4.2 基于滤波的方法	124
4.2.1 均值滤波	125
4.2.2 中值滤波	127
4.3 局部多值模式	128
4.3.1 LTP	128
4.3.2 LQP	129
4.3.3 MQLBP	131
4.4 基于二值编码去噪	132
4.4.1 NRLBP	132
4.4.2 RLBP	134
4.5 模糊处理方法	134
4.6 基于模式重要性方法	136
4.7 其他消噪方法	138
参考文献	139
第 5 章 基于降维角度扩展	143
5.1 概 述	143
5.2 对称局部二值模式	144
5.2.1 CS-LBP 及扩展	144
5.2.2 D-LBP	146
5.2.3 LEBP	149
5.2.4 OC-LBP	151
5.2.5 CS-LTP 及扩展	152
5.2.6 CSC-LBP	154
5.2.6 BGP	155
5.3 特征选择方法	156
5.3.1 基于特征重要性方法	156
5.3.2 基于学习的方法	158
参考文献	160
第 6 章 局部方向模式	164
6.1 LDP	164
6.2 LDP 扩展算子	167

6.2.1	ELDP	167
6.2.2	LDN	168
6.2.3	DLDP	169
6.2.4	L ₂ DTP	171
6.2.5	LEDP	173
6.2.6	LGDP	174
6.2.7	局部方向三值模式	174
6.2.8	LDP 编码方法扩展	175
6.2.9	LDN 编码方法扩展	178
6.2.10	其他扩展方法	179
6.3	拓扑结构扩展	180
6.3.1	MLDP	180
6.3.2	ILD _P	181
6.3.3	多分辨率分析	183
6.4	降 维	186
参考文献		187
第 7 章 结束语		189
附 录		192

第 1 章

纹理描述与局部二值模式

近年来,在计算机视觉和模式识别领域,局部二值模式是一种重要的方法。局部二值模式首先应用于纹理分析,由于 LBP(Local Binary Pattern)原理相对简单,计算复杂度低,同时融合了纹理的结构特征和统计特征,且不受光照变化等因素的影响,因而在纹理分析、人脸识别、运动分析、医学图像分析等领域得到了广泛应用。

本章首先介绍常用纹理分析方法;其次,重点介绍局部二值模式的定义及其四种重要的扩展;再次在此基础上,介绍局部二值模式及扩展算子在模式识别中常用的两种分类方法及常用的纹理图像库。

1.1 概 述

纹理是一种不依赖于颜色或亮度变化,且反映图像中同质现象的视觉特征,刻画了图像像素邻域灰度空间分布的规律。它是所有物体表面都具有的内在特性,不同物体具有不同的纹理,如云彩、树木、砖、织物等都有各自的纹理特征。纹理特征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,人类的视觉系统对外部世界的感知有赖于物体所表现出的纹理特征。纹理分析则是计算机视觉和数字图像处理中一个重要的研究课题,而如何获得纹理特征是其中的重要环节。

直观地说,纹理是由于物体表面属性的不同,在视觉上产生的规律性的反应。没有光照,就没有纹理;没有视觉的感知,同样也不会产生纹理图像;而没有物体表面属性的差异,那么在纹理图像上就没有灰度变化和模式的差异,因此这些都是“纹理”存在的必要条件。但是想要精确地给纹理下一个定义,则是十分复杂和艰难的工作。物体具有多样的表面属性,比如粗糙程度、规律性、大小、形状、颜色等等,这些复杂多变和很多难以描述的物理属性结合在一起,形成了在图像上多样而又蕴含规律性的灰度变化。所以尽管早在 20 世纪 70 年代,相关研究人员就开始努力给纹理下一个

“准确”的定义,由于纹理产生情况的多样性,而且图像上二维灰度变化模式描述起来又过于复杂,至今在计算机视觉研究的文献资料中还没有一个被大家普遍接受的定义。

Coggins^[1]收集了计算机视觉领域中一些典型的纹理定义方法:1) 纹理可以被认为是由肉眼可见的区域组成的。纹理结构的简单特征是由重复图案组成,这些图案中的图元按一定的布局规则排列。2) 如果图像的一组局部统计特征或者其他特征是不变的,变化缓慢的或者近似周期变化的,那么就认为该图像区域含有不变的纹理。

Castleman 等人^[2]认为:纹理是一种反映图像中一块区域的像素灰度级的空间分布属性,这种空间结构的固有属性可以通过邻域像素间的相关性刻画。

以上对纹理的描述已慢慢地被广大学者接受和应用。对纹理的认识或定义决定了纹理特征提取所采用的方法,由于对纹理的定义不统一,一方面使纹理分析中的问题更为复杂、更具有挑战性;另一方面,由于纹理本身具有多种属性,使得图像的研究者们引入各种模型对纹理特征进行描述,从而使纹理的研究丰富多彩。

较为常见的纹理主要有以下三种类型:

(1) 自然纹理。该种纹理是未经人工刻意加工的、在自然界中自然存在的物体表面属性,如云、烟、雾、木纹、砾岩、沙漠、草地等的纹理。这种纹理的基本组成元素形状多样,多数不规则,分布随机性较大。

(2) 人工纹理。该种纹理是人工参与的不同于自然存在物体表面属性的一种纹理,像器物表面的花纹、砖墙、织物、棋盘格等。这种纹理的主要特点是纹理基本组成元素形状规则、确定,分布规律性比较强。

(3) 混合纹理。这种纹理主要是由一些人工制造的纹理基本元素随机分布于物体表面或自然界而形成的。

1.2 常用纹理分析方法

纹理分析指的是通过一定的图像处理技术提取纹理特征,并获得纹理定性或定量描述的过程。纹理分析包括两大部分:检测纹理基元,获得相关纹理基元排列分布方式的信息。在一个尺度上进行纹理的分析和测量,研究图像在小范围内的不规则性,称为微纹理分析。纹理具有多尺度特性,不同的尺度对应不同的纹理结构,在多尺度或多分辨率上分析纹理,称为宏纹理分析。纹理的特性主要有:粗糙度、对比度、方向度、线象度、规整度和粗略度等,这些特征是对纹理图像进行检索的主要依据。常用的纹理分析方法有统计分析方法、结构分析方法、模型分析方法和频谱分析方法^[3,4]。除此之外,目前还存在直接在图像压缩域提取纹理特征的方法,本节也进行简单介绍。

1.2.1 统计分析方法

纹理特征,特别是自然纹理,在局部上表现出很大的随机性,可描述成一个随机变量。但从整体和统计意义上看,它也存在某种规律性。从区域统计方面去分析纹理图像的方法称为基于统计的分析方法,该类方法是利用图像的灰度空间分布情况来描述纹理信息。

较早提出并应用的一种统计方法是利用自相关函数描述图像的纹理特征。1973年,Haralick 等人^[5]提出了空间灰度共生矩阵法。该方法首先对图像空间灰度分布进行统计,得出图像的共生矩阵;其次依据定义在共生矩阵上的若干个纹理特征值进行计算,得到图像的纹理描述。由于共生矩阵模型方法不受分析对象的制约,能够很好地反映图像的空间灰度分布情况,体现图像的纹理特征,所以得到广泛应用。在此基础上,洪继光等结合图像灰度信息及灰度变化的梯度信息,提出了灰度-梯度共生矩阵法^[6]。该方法描述图像特征除了利用灰度本身之外,还利用灰度变化的梯度信息。图像灰度大小构成了图像的基础,图像梯度则构成了图像轮廓、边缘的要素。赵珊等人将结构分析方法和统计分析方法相结合,并以方块编码为依据,提出了纹理基元的共生矩阵方法^[7]。近年来,灰度共生矩阵(GLCM)及其改进方法仍然在纹理分析及模式识别领域广泛应用^[8,9]。

为了满足人类对纹理的视觉感知心理学的研究,Tamura 等人^[10]提出了用纹理的六种视觉特征来表示纹理,这种表示纹理的方法使表示的纹理性质具有直观的视觉意义。Tamura 纹理特征包括 6 个分量,对应心理学角度上纹理特征的 6 种属性,分别是粗糙度(coarseness)、对比度(contrast)、方向度(directionality)、线性度(linearity)、规整度(regularity)和粗略度(roughness)。随着研究的深入,多种基于统计法的纹理描述方法被提了出来,如 TEXEM 模型^[11]、分形谱方法^[12]等。

1.2.2 结构分析方法

结构分析方法的基本思想是假定复杂的纹理模式是由简单的纹理基元(基本纹理元素)以一定的有规律的形式重复排列组合而成的。结构分析法适用于印刷图像,如布料、砖墙等人工形成的纹理图像,其纹理元和排列比较规则,按纹理基元的特性及其排列规则来描述。

在结构分析方法中,大体包括两方面的工作:其一,确定与提取基本的纹理单元,即纹理基元;其二,研究存在于纹理基元之间“重复性”的结构关系。所以也有人认为纹理具有两层结构,第一层与表现灰度基元的局部性质有关,而第二层确定了灰度基元的组织情况。从这个意义上来说,特征提取就变为确定这些基元并定量地分析它们的排列规则。由于纹理基元描述了局部纹理特征,因此对整幅图像中不同纹理基元的分布统计可获得图像的全面纹理信息。

1966 年,Beck^[13]以不同的英文字母作为纹理基元进行观察,发现纹理基元按不

同方向分布影响着人们对纹理的区分。在此基础上,Bergen 等人^[14]发现纹理基元的方向和纹理基元的密度都显著影响着人们对不同纹理的区分,同时,纹理基元的大小及尺寸之间的对比,也对纹理的区分有着重要的影响。从而从生理和心理的角度说明纹理图像可以分解为纹理基元,而结构分析方法就是按纹理基元的特性及其排列规则来描述的。比较规则的纹理在空间中是以有次序的形式进行纹理单元的镶嵌,最典型的模式是用一种正多边形镶嵌而成的,如 Voronoi 多边形。

结构分析方法的好处是纹理构成容易理解,适合于描述规则的人工纹理。但对不规则的自然纹理,由于基元本身提取困难及基元之间的排布规则复杂,因此结构分析法受到很大的限制。

1.2.3 模型分析方法

基于模型的纹理分析是以图像的构造模型为基础,通过模型参数来定义纹理,模型的参数决定纹理的质量。模型分析法主要是估计模型参数,使其所表示的纹理图像逼近原纹理图像。典型的方法是随机场模型、分形模型、Wold 模型等。

常见的随机场模型有 Markov、Gibbs 等模型。基于 Markov 随机场模型(Markov Random Field, MRF)的纹理分析方法是把纹理看作一个随机的二维图像场,并且假定某一点取值与周围像素取值多少有关。近年来,Markov 随机场模型在纹理分析中得到了广泛应用^[15]。但基于 Markov 随机场模型仅通过局部特征很难得到全局的联合分布,于是 Geman 等人提出了 Gibbs 随机场模型^[16],该模型通过集团势能的概念,利用局部的计算获得全局的结果。同时针对 MRF 的各种改进方法也不断涌现,如高斯马尔可夫模型^[17]、自回归纹理模型^[18]。

对于图像中分形的研究,较早的研究认为大多数图像纹理表面的粗糙度与分形模型很接近,自然界的物体大多具有比较强的分形特征,分形模型在一定的尺度范围内可以很好地与自然背景的表面和实际结构相吻合。这就使我们可以利用各种不同的特性参数(分形特性)来区分不同的物体。分形维数是分形对象极其重要的特征,它可以对分形对象的复杂度、不规则程度和全局正则性进行定量描述。分形维数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形维数;二是自然界中的分形与图像的灰度表示之间有一定的对应关系。准确地估计分形对象的分形维数在分形信号的处理和分析中非常关键。目前常用的分形维数有相似维数、Hausdorff 维数、计盒维数等^[19]。

基于 Wold 模型的随机场将图像随机场分解为确定性和不确定性两种类型,即二维随机场可以被分解为三个正交的元素:谐波周期性分量、渐进为零的方向分量和一个非确定性的随机分量。Wold 模型的分解首先检测图像的谐波分量,并提取谐波峰值特征;再对剔除波分量后的随机场做二阶多分辨率自回归建模,提取模型参数和对应的协方差矩阵作为纹理特征。基于 Wold 模型的纹理表示方法在纹理分析领域也得到广泛应用^[20]。

1.2.4 频谱分析方法

频谱分析方法主要借助于各种变换算法,利用图像的频率特性来描述纹理特征。其关键是寻求一种可逆的线性变换,从看似复杂的数据中找出一些直观的信息,再对它进行分析,从而可以用一组不相关的数据,通常是一组系数来代替图像数据。将这些系数按其含有图像信息及其对图像主观质量影响的重要程度排序,删除一些不会对图像内容描述产生重大影响的不重要系数,用少量的高效的系数进行图像的特征描述。

由于图像信号往往在频域具有比在空域更加简单和直观的特性,所以频谱分析法在图像分析中起着很重要的作用。常用的方法有傅里叶变换法、小波变换法、Gabor 变换法等。

傅里叶变换在纹理图像的分析中具有许多优点,如具有明确的物理意义、其功率谱具有平移不变性、有快速算法等等。因此,在纹理分析中,常借助于傅里叶频谱的频率特性来描述周期的或近乎周期的二维图像模式的方向性。针对小波分析技术在纹理特征提取方面的应用,近年来出现了很多研究成果^[21]。

1964 年,Gabor 博士针对傅里叶变换存在不能同时进行时间、频率局部分析的缺点,提出了 Gabor 函数。生物学研究发现,二维 Gabor 滤波器可以模拟生物的视觉系统,能够很好地描述脊椎动物大脑初级视觉皮层部分的单细胞可接受信息域的分布,因而在图像分析中具有重要的作用。而且,Gabor 滤波器在消除空域和频域二维联合不确定性方面是最优的,它可以看成是方向、尺度可调的边界和直线检测器,是被公认的信号表示尤其是图像辨识的最好方法之一。所以可以通过 Gabor 滤波器检测出图像中不同方向和角度上的边缘和线条,以提取图像中的纹理特征。图 1-1 给出了 5 个尺度、8 个方向共 40 个 Gabor 滤波器。^[22]根据 Gabor 滤

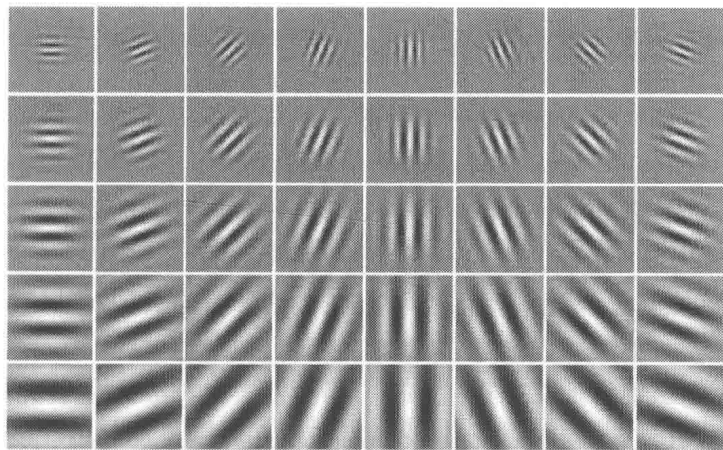


图 1-1 Gabor 滤波器

波函数是完备的非正交函数集,消除了系列 Gabor 滤波器的冗余度(相关性),同时又设计了一种自适应滤波器选择方法,从而使其可有效描述纹理特征。此后,多种基于 Gabor 的纹理描述方法被提了出来。使用 Gabor 滤波器构可以建旋转不变的字典。Varma 和 Zisserma^[23,24]使用 2 个各向同性滤波器和 36 各向异性滤波器构成一组滤波器,从中选择 8 个最大的滤波器响应(Maximum Response, MR)来保持特征的旋转不变性。其中,计算响应的滤波器组称为 MR8 滤波阵列。使用 MR8 生成的字典对图像的旋转变化具有较好的鲁棒性。Varma 和 Zisserman 指出直接使用图像块(patch)生成的字典在表达纹理方面更有优势。

1.2.5 基于压缩域的纹理特征描述

本小节内容只是简单介绍基于压缩域的纹理特征描述技术,主要是基于离散余弦变换 DCT(Discrete Cosine Transform, DCT)。

对许多自然图像来说,DCT 变换接近最优的 K-L(Karhunen - Loeve Transform)变换,是现在应用最广泛的多媒体数字压缩技术,图像、视频压缩国际标准 JPEG、MPEG 和 H. 261 都采用了 DCT 技术。DCT 变换有许多优点。首先,它是一种线性正交变换,变换核各矢量间单位正交,可以将 8×8 图像的空间域转换为频率域,只需要用少量的数据点表示图像;其次,二维 DCT 变换是对称分离的,即二维 DCT 变换可分解为行列方向的两次一维 DCT 变换,DCT 有快速算法,算法性能很好,易于在软硬件中实现,而且 DCT 算法对称,利用逆 DCT 算法可以用来解压缩图像;最后,DCT 产生的系数很容易被量化,因而能获得好的块压缩,性能优于 DFT(Discrete Fourier Transformation)等其他变换,去相关压缩能力接近于 K-L 最佳变换。更为重要的原因是,经过 DCT 变换后所得 DC(Direct Coefficient)系数和 AC(Alternating Current)系数分别具有以下特性:

- (1) 对于每个变换块,每一个分量(直流 DC 分量)表达了此块的平均亮度信息;
- (2) 低频信息集中于变换块的左上角,高频信息位于变换块 Zigzag 排序的后方;
- (3) AC 系数反映了像素间差异的频率信息和方向信息。

基于 DCT 压缩域的特征描述就是在现有压缩标准的基础上,通过分析 DCT 变换系数及压缩算法特点,力争在不解码或部分解码的情况下实现图像特征的提取。利用 DCT 良好的数学变换性质能够在 DCT 域进行高效的特征提取,避免了传统空域操作繁琐的解 DCT 压缩数据,处理后再还原为 DCT 压缩数据的操作过程,将其应用于图像检索能够充分发挥检索准确率高、检索速度快、计算复杂度低、计算量小等优势。

在基于 DCT 压缩域的纹理特征提取与描述方法中,Smith^[25]首先提出将图像分成 4×4 的子块,对其进行 DCT 变换,对所有子块在同一位置上的系数计算其均值和方差,构成一个具有 32 个分量的特征矢量,用它来表征整个纹理的图像特征,并用 FDA(Fisher Discriminate Analysis)来进行降维处理。由于这种方法采用的 DCT 块

的大小和压缩标准不兼容,若要使用这种方法,必须完全解码才能提取特征,但它给我们提供了一种 DCT 压缩域纹理特征提取的思路。Reeves^[26]在此基础上进行改进,采用与标准兼容的 8×8 子块,并且认为反映不同纹理特性的主要是前几个 AC 系数,从而避免了判别分析。它只对每个块内的前 8 个系数计算方差来形成特征矢量,由于这种方法生成的特征向量维数比上一种方法少,所以它的算法时间复杂度也比上一种方法小。与上述计算单个通道均值和方差的策略不同,文献 Bae 等人^[27]根据 DCT 系数的特性,把 DCT 系数分成不同的区域,通过统计这些区域的能量得到一个具有 9 个分量的综合特征。Sim 等人^[28]引入了人眼视觉特性,利用一个符合人眼视觉掩模对各个频率通道的特征分量做加权处理。

上述各种方法所提取的纹理特征抗干扰能力通常不是很强,图像压缩倍数较高或有噪声会影响所提取的纹理特征。为此,黄祥林^[29]适当组织 DCT 系数使之反映图像纹理的方向性,提出了一种基于 DCT 区域能量方向性的纹理图像分类方法。该方法是根据一定区域的变换系数代表着一定方向的频谱成分,将 8×8 子块 DCT 变换系数分成直流区、竖直纹理区、水平纹理区和对角纹理区,如图 1-2 所示。4 个区的能量直接从 RLE 码流中计算。

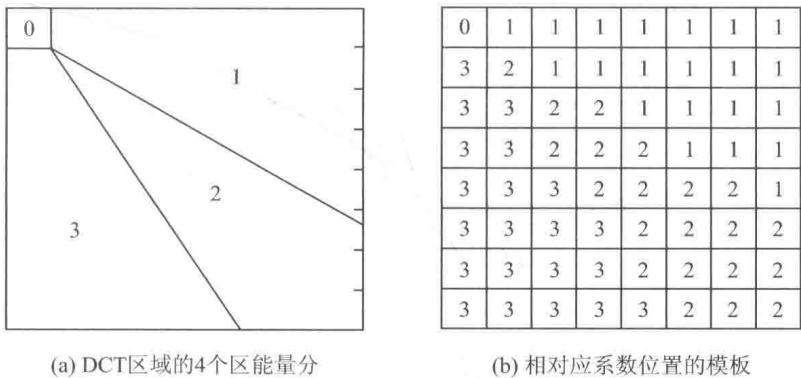


图 1-2 DCT 区域的能量分

黄祥林还提出一种基于 DCT 频率系数分布特点的纹理分类方法^[30],对 8×8 子块 DCT 变换系数按低频率、中频率和高频率分区,从 RLE 码流中直接统计这些区域的能量,形成多分辨率特征矢量。由于这里把各个方向中同等地位的系数考虑在同一个区域,因此这种方法具有较好的旋转不变性。更多关于压缩域纹理特征描述技术可参考文献[3,4]。

1.2.6 几种常用描述方法

本小节主要介绍几种常用的纹理描述方法,包括灰度共生矩阵、Tamura 纹理特征、Gabor 变换法和马尔可夫随机场模型法及 MPEG-7 中的纹理特征描述符^[3,4]。

1. 灰度共生矩阵

由于纹理是相邻像素或相邻小区域灰度及几何位置等相互关系的表征,因此处于同样位置关系的一对像素的某种条件概率就可以用来表示其纹理特征。Haralick 等人从数学角度研究了图像纹理中灰度级的空间依赖关系,根据图像中各像素之间的角度方位和距离关系构造了一个灰度共生矩阵 (GLCM, Gray Level Co-occurrence Matrix)^[5]。该矩阵按照图像灰度值的空间关系描述像素点对之间的空间结构特征及其相关性,表示相距 $(\Delta x, \Delta y)$ 的两个灰度像素同时出现的联合分布概率。如图 1-3 所示,其中, Δx 和 Δy 的范围由像素间距 δ 和方向 θ 两个参数决定,即 $\Delta x = \delta \cos \theta$, $\Delta y = \delta \sin \theta$ 。该方法可以表示纹理的稀疏度、对比度、复杂度及纹理力度等特性。

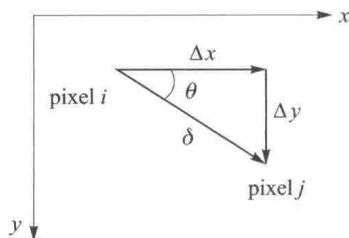


图 1-3 像素对分布示意图

设 $f(x, y)$ 为一幅灰度图像,对图像中的任一区域 R ,定义 S 为区域中具有特定空间联系的像素对的集合,则灰度共生矩阵可表示为

$$m_{(d, \theta)}(i, j) = \text{card}\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S \mid f(x_1, y_1) = i \& f(x_2, y_2) = j\} \quad (1-1)$$

式中, $x_2 = x_1 + d \cos \theta$, $y_2 = y_1 + d \sin \theta$, $\text{card}(S)$ 表示集合 S 中对 $m_{(d, \theta)}(i, j)$ 有贡献的元素个数。在实际应用中,常需要对上式进行归一化,得

$$m_{(d, \theta)}(i, j)' = \frac{\text{card}\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\}}{\text{card}(S)} \quad (1-2)$$

为减少计算量,计算中往往需要先对图像进行灰度变换,降低灰度级,同时减少 θ 的方向数,通常取 0° 、 45° 、 90° 、 135° 四个方向。

灰度共生矩阵中的主对角线上元素是一定位置关系下的两像素相同灰度值组合出现的次数。由于存在沿纹理方向上相近像素的灰度值基本相同,垂直纹理方向上相近像素间灰度值差异较大的一般规律,因此,这些主对角线元素的大小有助于判别纹理的方向和粗细,对纹理分析起着重要的作用。对纹理较为粗糙的图像,像素对一般具有相同的灰度,其灰度共生矩阵中的值主要集中于主对角线附近;而对于纹理较为细腻的图像,由于其像素对灰度差异较大,其灰度共生矩阵中的值则散布在各处。图 1-4 给出了灰度共生矩阵的计算示例。

灰度共生矩阵把像素作为纹理基元,表示基元的特征是像素位置和灰度,基元之间的空间关系也被局限于空间位移向量,这虽然在一定程度上能够很好地体现图像中的纹理信息,但在某些情况下对图像的特征描述常常需要对灰度共生矩阵进行推广。描述这些纹理基元的特征可以是多个,例如边缘单元可用位置、对比度、方向、灰度均值、灰度方差、区域尺寸和形状等信息来描述。同样,纹理基元之间的空间关系