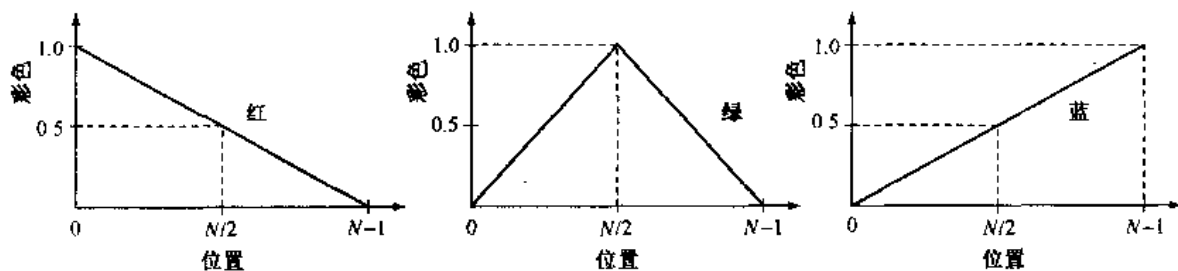


Poynton[1996]和Fairchild[1998]的文献。对6.2.3节中HSI模型的详细推导,见Smith[1978]的论文或咨询相关网站。伪彩色的内容(6.3节)紧密联系了数据可视化的一般领域。Wolff和Yaeger[1993]在伪彩色应用方面是很好的基础参考文献,Thorell和Smith[1990]的书也很重要。对于彩色信号向量表示方面的讨论(6.4节)见Plataniotis和Venetsanopoulos[2000]。

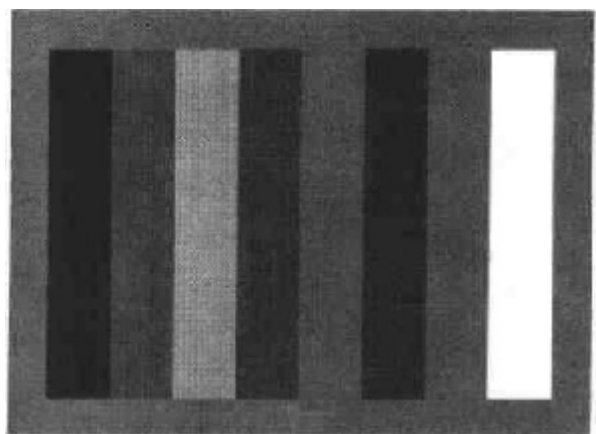
6.5节的参考文献有Benson[1985],Robertson[1977]和CIE[1978],还可参见MacAdam[1942]的经典论文。彩色图像滤波方面的材料(6.6节)是6.4节介绍的基于向量的公式及在第3章讨论的空间滤波。彩色图像分割(6.7节)是在过去10年备受关注的课题。Liu, Yang[1994]和Shafarenko等[1998]的论文是在这一领域有代表性的文献。IEEE图像处理学报的专刊[1997]也是重要资料。彩色边缘检测的讨论(6.7.3节)参见Di Zenzo[1986]。Plataniotis和Venetsanopoulos[2000]的书是对彩色图像分割各种方法的一个综述。6.8节的讨论以5.2节介绍的噪声模型为基础。图像压缩方面的文献(见6.9节)列在第8章的末尾。

习题

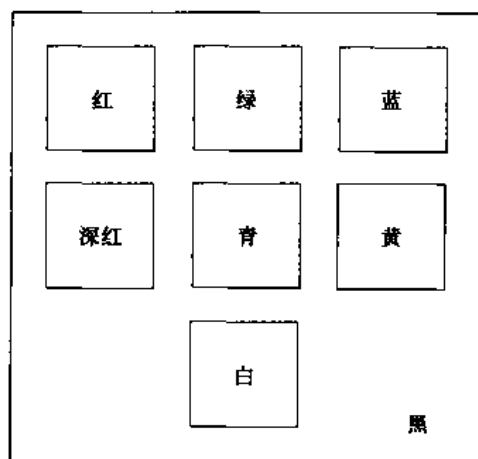
- 6.1 给出在图6.5中构成标为“暖白色”的点的红、绿和蓝的百分比。
- ★6.2 考虑任何两种有效的颜色 c_1 和 c_2 , 其在图6.5中色度图上的坐标为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) , 推导出计算构成给定颜色的 c_1 和 c_2 百分比的必要的通用表达式, 其中这种颜色位于连接这两种彩色的直线上。
- 6.3 考虑任何可用的三种彩色 c_1, c_2 和 c_3 , 其在图6.5的色度图中坐标为 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ 和 (x_3, y_3) 。推导计算构成给定彩色的 c_1, c_2 和 c_3 的百分比所必需的通用表达式。该颜色位于三角形内, 三角形的顶点在 c_1, c_2 和 c_3 的坐标处。
- 6.4 在一条自动装配线中, 为了简化检测, 三类零件被编以彩色码。然而, 只有一台黑白电视摄像机可用于获取数字图像, 提出一种用该摄像机检测3种不同颜色的技术。
- 6.5 在简单的RGB图像中, R, G 和 B 分量图像有示于下图的水平强度分布曲线。在该图像的中间一列人们能看到什么颜色?



- 6.6 当它们出现在单色监视器上时, 做下列图像的RGB分量图。所有颜色都为最大强度与饱和度。在做这一问题时考虑作为图像一部分的中间灰度边界。

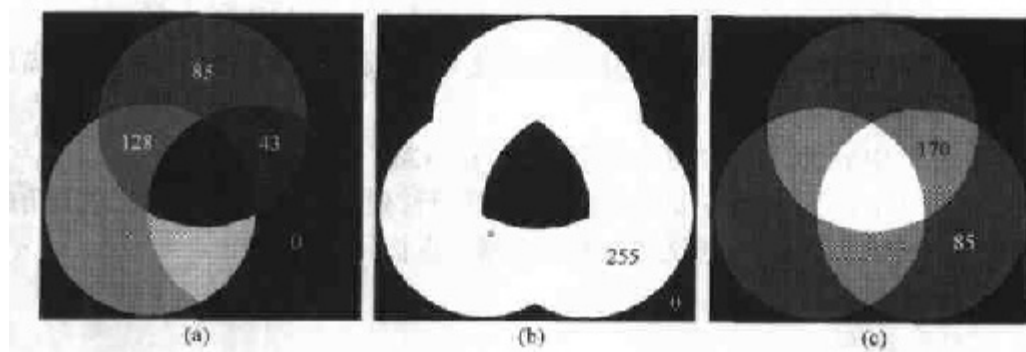


- 6.7 在彩色 RGB 系统中,每一 RGB 图像是一幅 8 比特图像,共有多少不同的灰度?
- 6.8 考虑示于图 6.8 的 RGB 彩色立方体并回答下列问题:
- ★(a) 描述一下在 R 、 G 和 B 原图像中灰度级怎样变化,原图像由彩色立方体的前表面组成。
 - (b) 假设用 CMY 彩色代替 RGB 立方体中的每一种颜色,这个新的立方体显示在 RGB 监视器上,用一个彩色名标注在屏幕上看到的新立方体的 8 个顶点。
 - (c) 怎样描述涉及饱和度的 RGB 彩色立方体边缘上的彩色?
- 6.9 (a) 概略描述习题 6.6 中,图像出现在单色监视器上时 CMY 的分量。
- (b) 如果在(a)中描述的 CMY 分量分别送入监视器的红、绿和蓝输入端,描述一下结果图像。
- ★6.10 从式(6.5.5)中的 RGB 对应物推导式(6.5.6)的 CMY 强度映射函数。
- 6.11 考虑示于图 6.10(a)的 216 安全色阵列,用其(行,列)号标注每一元素,左上角的元素是(1,1),最右边底部的元素为(12,18),在哪一点找到下列元素?
- (a) 最纯的绿色。
 - (b) 最纯的蓝色。
- ★6.12 当它们出现在单色监视器上时,概略描述出习题 6.6 中图像的 HSI 分量。
- 6.13 为产生一个与示于缩放部分(在图 6.2 中叫做可见谱)的相似的彩色波段提供一个方法,注意该波段从左边的暗紫色开始并朝着右边的纯红色延伸(提示:用 HSI 彩色模型)。
- ★6.14 为产生一种示于图 6.13(c)的图像的彩色方案,以流程图的方式给出你的答案,假定强度值固定且已给定(提示:用 HSI 彩色模型)。
- 6.15 考虑下面由实心方块组成的图像,为讨论你的答案,选择 8 种灰度组成灰度级,从 0 到 7,这里 0 表示黑,7 表示白。假定把图像转换到 HSI 彩色空间,如果它们有意义,对于色调等级用一个特殊的数字回答下列问题。否则用关系“与...相同”、“比...明亮”或“比...暗”等来满足上述要求,如果不能对你讨论的图像指定特殊的灰度级或这些关系之一,请给出原因。
- (a) 概略描述色调图像。
 - (b) 概略叙述饱和度图像。
 - (c) 概略叙述强度图像。



6.16 下列 8 比特图像(从左到右)是来自图 6.16 的 H, S, I 分量图像。数字指出灰度值。回答下列问题,解释你回答的根据。如果基于给定的信息不可能回答这一问题,叙述为什么不能回答。

- ★(a) 在色调图像中给出全部范围的灰度值。
- (b) 在饱和度图像中给出全部范围的灰度值。
- (c) 在强度图像中给出全部范围的灰度值。



6.17 参考图 6.27 回答下列问题:

- (a) 为什么图 6.27(f)中的图像主要呈现红色调。
- (b) 提出一种自动编码程序,图 6.27 中水是亮蓝色。
- (c) 提出一种自动编码程序,人工分量以亮黄色为主。

★**6.18** 说明彩色图像的补色饱和度分量不能单独从输入图像的饱和度分量计算出来。

6.19 说明使用 HSI 彩色模型对于图 6.33(b)中的近似补色的色调变换函数形状。

★**6.20** 推导产生一幅彩色图像补色的 CMY 变换。

6.21 画出用以在 RGB 彩色空间校正对比度的变换函数形状。

★**6.22** 假定一个图像系统的监视器和打印机显示偏黄色,描述一下用来校正不平衡的通用变换。

6.23 在习题 6.6 假定的问题中,计算 $L^*a^*b^*$ 图像分量。

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.588 & 0.179 & 0.183 \\ 0.29 & 0.606 & 0.105 \\ 0 & 0.068 & 1.021 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

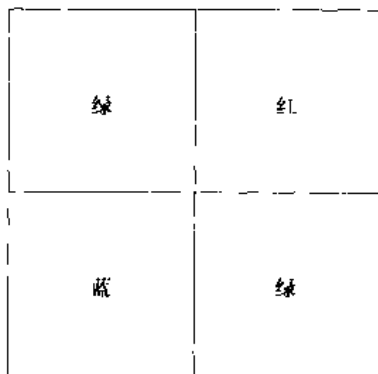
这个矩阵方程定义了由D65标准照明条件下(Benson[1985])观看的NISC美国彩色电视荧光粉产生的彩色三激励值。

★6.24 根据3.3.2节你怎样实现灰度级直方图匹配(规定)的彩色等效。

6.25 考虑下列 500×500 RGB 彩色图像,方框是红,绿,蓝。

(a) 假定将该图像转换到 HSI,用 25×25 平均模板模糊 H 分量图像,并转换回到 RGB,会看到什么结果?

(b) 重复上题,这次是模糊饱和度图像。



6.26 当 $\mathbf{C} = \mathbf{I}$ (单位矩阵)时,说明式(6.7.2)简化为式(6.7.1),给出矩阵式。

6.27 ★(a) 参考6.7.2节的讨论,给出一个过程(以流程图的形式)确定一个彩色向量点 $\mathbf{z}$ 是否在一个立方体内部,立方体宽度为 W ,中心点在平均彩色向量 $\mathbf{a}$ 处,不允许计算距离。

(b) 这个处理还可在图像对图像的基础上执行,如果盒子位于轴的上部,示出你如何去做。

6.28 描述一下在 RGB 彩色空间满足方程:

$$D(\mathbf{z}, \mathbf{a}) = [(\mathbf{z} - \mathbf{a})^T \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{a})]^{\frac{1}{2}} = D_0$$

的那些点组成的表面。这里 D_0 是特定的非零常数,假定 $\mathbf{a} = \mathbf{0}$ 并且:

$$\mathbf{c} = \begin{bmatrix} 8 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

6.29 参考6.7.3节,也许会想到,在任何点定义 RGB 图像梯度的逻辑方法是,计算每个分量图像的梯度向量(见3.7.3节),然后把3个单独的梯度向量求和形成彩色图像梯度向量。遗憾的是,有时这一方法会导致错误结果。特别是对明确定义了边缘并有0梯度的彩色图像,如果用这一方法容易产生错误。给出一幅这样图像的例子(提示:置一个彩色平面为恒定值,简化你的分析)。

第7章 小波变换和多分辨率处理

虽然从20世纪50年代末起傅里叶变换就一直是变换域图像处理的基石,近来,一种新的变换,称做小波变换,使得压缩、传输和分析许多图像变得更为便捷。不像傅里叶变换,它的基础函数是正弦函数,与此不同,小波变换基于一些小型波,称为小波,具有变化的频率和有限的持续时间。这就允许它们对图像提供一张等效的乐谱,不光阐明了要演奏的音符(或频率),而且阐明了何时要演奏。而另一方面,传统的傅里叶变换,只提供了音符或频率信息,局部信息在变换过程中丢失了。

1987年,在一种全新而有效的信号处理与分析方法——多分辨率理论(Mallat[1987])中,小波首次作为分析基础出现了。多分辨率理论将多种学科的技术有效地统一在一起,如信号处理的子带编码、数字语音识别的积分镜像过滤以及金字塔图像处理。就像它的名字所表达的那样,多分辨率理论与多种分辨率下的信号(或图像)表示和分析有关。其优势很明显——某种分辨率下所无法发现的特性在另一种分辨率下将很容易被发现。尽管20世纪80年代末以前图像处理界并没有对多分辨率分析投注太多的热情,现在关于该专题的论文和专著却是多得数不胜数。

本章中,将从多分辨率的角度来审视小波变换。虽然解释小波变换的方式有很多,但这种方式能简化数学和物理的解释过程。将从影响多分辨率理论形成的图像技术概述入手,目的在于在图像处理的环境中阐述该理论的基础概念,并同时对该方法及其应用做一个简要的历史回顾。本章的主要内容将集中在用于图像表示和分析方法的多分辨率工具箱的建立。为了更好地阐明该工具箱的用途,还给出了一些应用实例,如图像编码,噪声去除和边缘提取等。下一章中,小波将主要用于图像压缩,在此方向的应用已得到了广泛的重视。

7.1 背景

当观察图像时,通常看到的是相连接的纹理与灰度级相似的区域,它们相结合形成物体。如果物体的尺寸很小或对比度不高,通常采用较高的分辨率观察;如果物体尺寸很大或对比很强,只需要较低的分辨率。如果物体尺寸有大有小,或对比有强有弱的情况同时存在,以若干分辨率对它们进行研究将具有优势。当然,这就是多分辨率处理的魅力所在。

从数学的观点看,图像是一个亮度值的二维矩阵,像边界和对比强烈区域那样的突变特性的不同组合会产生统计值的局部变化。如图7.1所示(该图像将在本章的其他部分多次出现),在同一图像的不同部分,即使是一阶统计值也会大不相同,因此,无法对整个图像定义一个简单的统计模型。

7.1.1 图像金字塔

以多分辨率来解释图像的一种有效但概念简单的结构就是图像金字塔(Burt和Adelson[1983])。图像金字塔最初用于机器视觉和图像压缩,一幅图像的金字塔是一系列以金字塔形

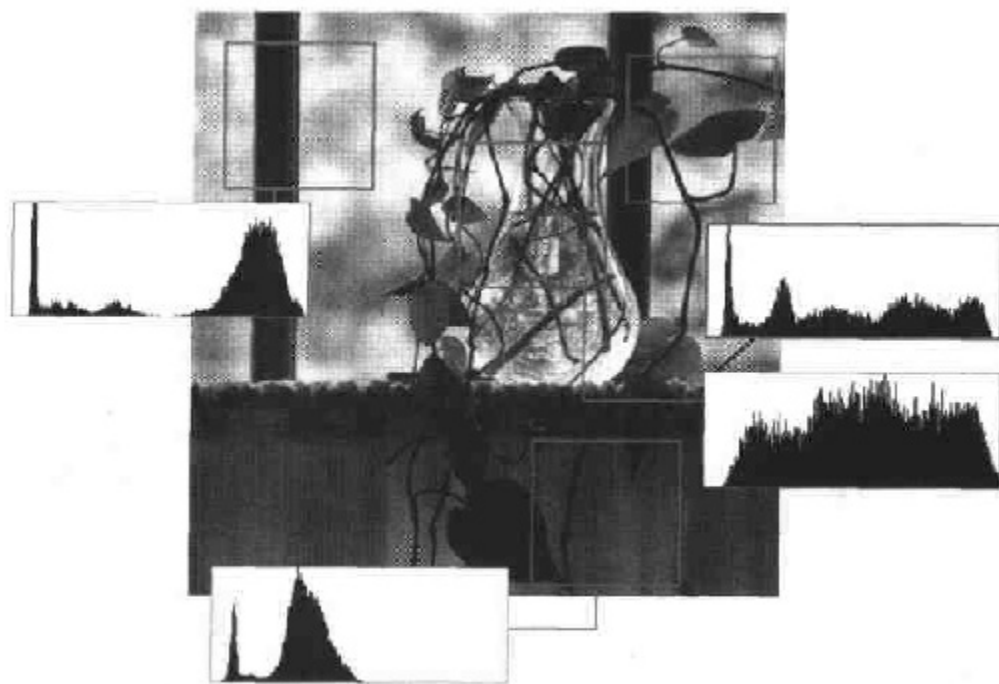


图 7.1 一幅自然图像和它的局部直方图变化

状排列的分辨率逐步降低的图像集合。如图 7.2(a)所示,金字塔的底部是待处理图像的高分辨率表示,而顶部是低分辨率的近似。当向金字塔的上层移动时,尺寸和分辨率就降低。因为基础级 J 的尺寸是 $2^J \times 2^J$ 或 $N \times N$ ($J = \log_2 N$),中间级 j 的尺寸是 $2^j \times 2^j$,其中 $0 \leq j \leq J$ 。完整的金字塔由 $J+1$ 个分辨率级组成,由 $2^J \times 2^J$ 到 $2^0 \times 2^0$,但大部分金字塔只有 $P+1$ 级,其中 $j = J-P, \dots, J-2, J-1, J$ 且 $1 \leq P \leq J$ 。也就是说,通常限制它们只使用 P 级来减少原始图像近似值的尺寸。例如,一幅 512×512 图像的 1×1 或单像素近似值将非常小。 $P+1$ 级金字塔 ($P > 0$) 中的元素总数是:

$$N^2 \left(1 + \frac{1}{(4)^1} + \frac{1}{(4)^2} + \dots + \frac{1}{(4)^P} \right) \leq \frac{4}{3} N^2$$

图 7.2(b)显示了一个建立图像金字塔的简单系统。 $j-1$ 级的近似输出用来建立近似值金字塔,包括原始图像的一个或多个近似值。作为金字塔基级的原始图像和它的 P 级减少的分辨率近似都能直接获取并调整。图 7.2(b)中 j 级的预测残差输出用于建立预测残差金字塔。这些金字塔包括了原始图像的 $J-P$ 级低分辨率的近似信息,以及建立 P 级较高分辨率的近似信息。 j 级的信息在相应近似金字塔的 j 级近似与基于 $j-1$ 级预测残差得到的近似估计之间是不同的。对这些差异进行编码(用于存储或传输)将比对近似值进行编码有效得多。

如图 7.2(b)的框图所表明的,近似值和预测残差金字塔都是以一种迭代的方式进行计算的。 $P+1$ 级金字塔通过执行 P 次框图中的操作建立。第一次迭代和传递时, $j = J$, 并且 $2^J \times 2^J$ 的原始图像作为 J 级的输入图像,从而产生 $J-1$ 级近似值和 J 级预测残差。对于 $j = J-1, J-2, \dots, J-P+1$ (按这一顺序)的传递,前面迭代的 $j-1$ 级近似值输出将作为输入。每次传递由 3 个连续步骤组成:

1. 计算输入图像的减少的分辨率近似值。这可以通过对输入进行滤波并以 2 为步长进行抽样去做(即子抽样)。可以采用的滤波操作有很多,如邻域平均(它可生成平均值金字塔),高斯低通滤波器(它可生成高斯金字塔),或者不进行滤波,生成子抽样金字塔。生成近似值的质量是所选滤波器的函数,在图 7.2(b)中以 $j-1$ 级近似值进行标记。没有滤波器,在金字塔的上一层混淆变得很显著,子抽样点对所采取的区域没有很好的代表性。
2. 对上一步的输出进行内插——因子仍为 2——并进行过滤。这将生成与输入等分辨率的预测图像。由于在步骤 1 的输出像素之间进行插值运算,插入滤波器决定了预测值与步骤 1 的输入之间的近似程度。如果插入滤波器被忽略了,预测值将是步骤 1 输出的内插形式,复制像素的块效应将变得很明显。
3. 计算步骤 2 的预测值和步骤 1 的输入之间的差异。以 j 级预测残差进行标识的这个差异将用于原始图像的重建(见例 7.1)。在没有量化差异的情况下,预测残差金字塔可以用于生成相应的近似金字塔,包括原始图像,而没有误差。

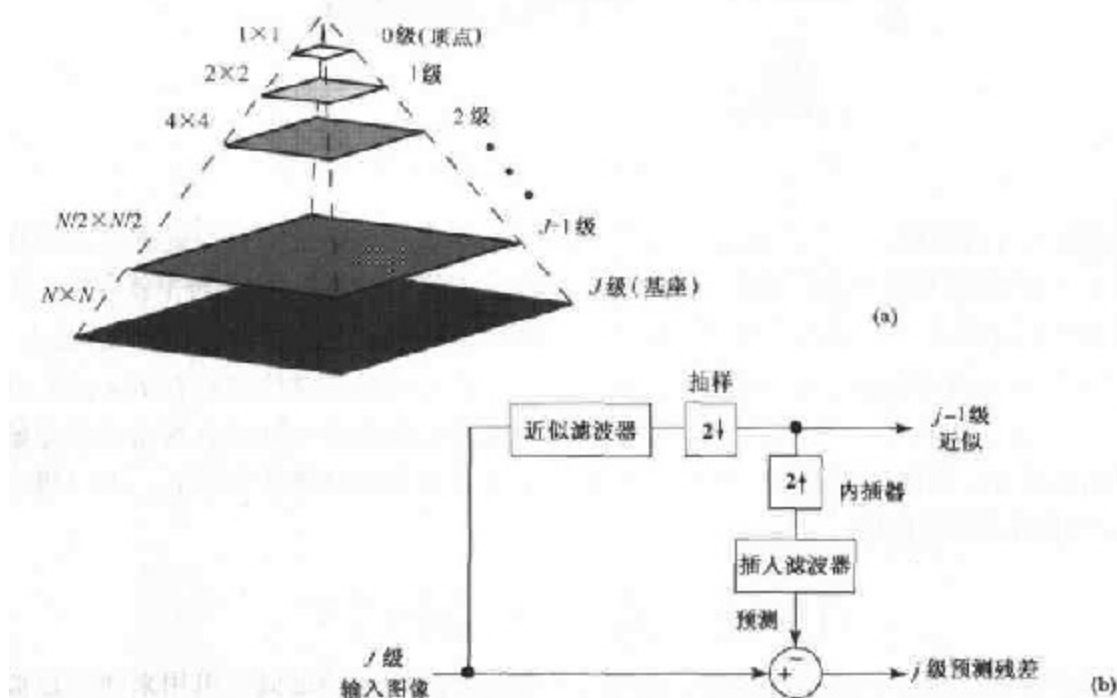


图 7.2 (a)一个金字塔图像结构,(b) 建立金字塔的方框图

执行上述过程 P 次将产生密切相关的 $P+1$ 级近似值和预测残差金字塔。 $j-1$ 级近似值的输出用于提供近似值金字塔;而 j 级预测残差的输出被放在预测残差金字塔中。如果不需要预测残差金字塔,步骤 2、3 和内插器、插入滤波器以及图 7.2(b)中的加法器都可以省略。

例 7.1 高斯和拉普拉斯金字塔

图 7.3 显示了图 7.1 中花瓶的一种可能的近似值和预测残差金字塔。图 7.3(a)中的近似值金字塔是一个高斯金字塔。使用 4.2.4 节的图 4.9(c)所描述的 5×5 低通高斯卷积核在空间域进行过滤。正如所看到的那样,处理后的金字塔包括 512×512 分辨率的原始图像(在底部)和 3 个低分辨率的近似值(分辨率分别是 256×256 , 128×128 以及 64×64)。即 $P=3$ 且金字塔被缩减到 4 级——可能的 $\log_2(512)+1$ 级(或者 10 级)中的 9,8,7,6 级。

注意,金字塔的分辨率越低,伴随的细节越少。例如,第6级(即 64×64)近似对于定位窗框很合适,但对于寻找黄葵的茎就很不合适了。通常金字塔的低分辨率图像用于分析大的结构或图像的整体内容,而高分辨率图像用于分析单个物体的特性。这样的由粗糙到精细的分析策略在模式识别中特别适用。

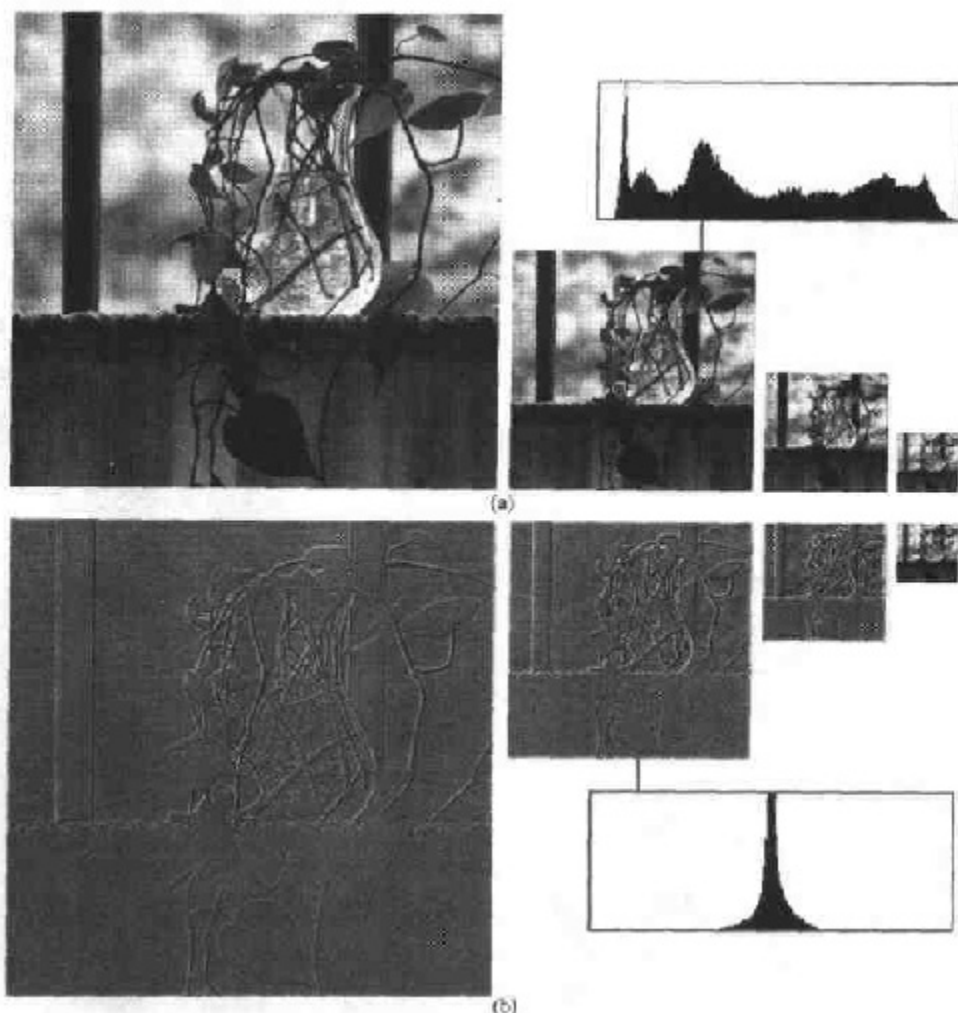


图 7.3 两种图像金字塔和它的统计特性。(a)高斯金字塔(近似),(b)拉普拉斯金字塔(预测残差)

图 7.3(b)中的拉普拉斯金字塔包含了用于计算 7.3(a)中其高斯对应部分的预测残差。为建立高斯金字塔,首先从拉普拉斯金字塔的第6级, 64×64 近似图像开始预测高斯金字塔的第7级,分辨率 128×128 的近似值(通过内插和滤波实现),并加上拉普拉斯的第7级预测残差。这个过程被重复使用计算近似图像,直到生成 512×512 的原始图像。注意,拉普拉斯金字塔的预测残差图像的一阶统计值是零点附近的高峰值。与它们的高斯对应部分不同,这些图像可以通过为更多可能值分配较少比特数实现高比例压缩(参见 8.1.1 节的变长编码)。最终,将注意到图 7.3(b)中的预测残差达到一种使较小的预测误差更明显的程度。然而,预测误差的直方图却是基于预标定的残差,以第128级表示0误差。

7.1.2 子带编码

另一种与多分辨率分析相关的重要图像技术是子带编码。在子带编码中,一幅图像被分解成为一系列限带分量的集合,称为子带,它们可以重组在一起无失真地重建原始图像。最初是为语音和图像压缩而研制的,每个子带通过对输入进行带通滤波而得到。因为所得到的子带带宽要比原始图像的带宽小,子带可以进行无信息损失的抽样。原始图像的重建可以通过内插、滤波和叠加单个子带来完成。

图 7.4(a)显示了两段子带编译码系统的基本部分。系统的输入是一个一维的带限时间离散信号 $x(n)$, $n=0,1,2,\dots$; 输出序列 $\hat{x}(n)$ 是通过分析滤波器 $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 将 $x(n)$ 分解成 $y_0(n)$ 和 $y_1(n)$, 然后再通过综合滤波器 $g_0(n)$ 和 $g_1(n)$ 综合得到的。注意, 滤波器 $h_0(n)$ 和 $h_1(n)$ 是半波数字滤波器, 其理想传递函数 H_0 和 H_1 如图 7.4(b) 所示。滤波器 H_0 是一个低通滤波器, 输出是 $x(n)$ 的近似值; 滤波器 H_1 是一个高通滤波器, 输出是 $x(n)$ 的高频或细节部分。所有的滤波都通过在时间域将每个滤波器的输入与其冲激响应(对单位强度冲激函数 $\delta(n)$ 的响应)进行卷积来实现。我们希望能通过选择 $h_0(n)$, $h_1(n)$, $g_0(n)$ 和 $g_1(n)$ (或 H_0 , H_1 , G_0 和 G_1) 来实现对输入的完美重构, 即 $\hat{x}(n) = x(n)$ 。

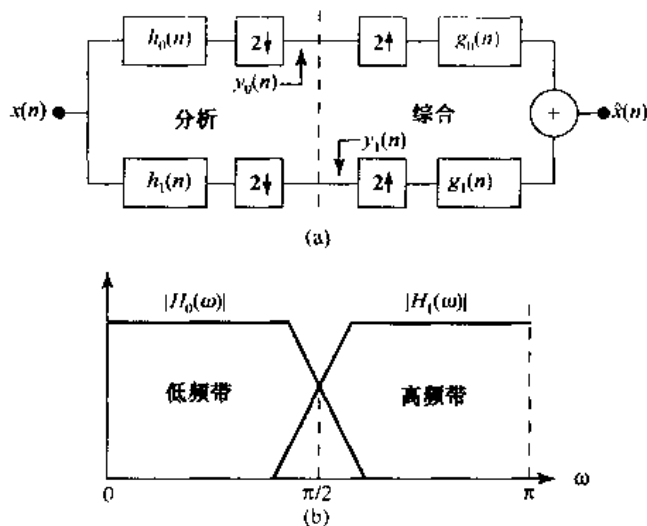


图 7.4 (a)一维子带编码和解码的两频带滤波器组, (b)频谱分离特性

离散傅里叶变换的一般推广(Z 变换)是研究如图 7.4(a)所示的离散时间、数据采样系统的理想工具。序列 $x(n)$ ($n=0,1,2,\dots$) 的 Z 变换是:

$$X(z) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)z^{-n} \quad (7.1.1)$$

其中 z 是一个复变量[如果用 $e^{j\omega}$ 代替 z , 式(7.1.1)将成为 $x(n)$ 的离散傅里叶变换]。对 Z 变换的兴趣源于它处理采样率变化的便捷性。时域中以 2 为因子的抽样对应到 Z 域中为:

$$x_{\text{down}}(n) = x(2n) \Leftrightarrow X_{\text{down}}(z) = \frac{1}{2} [X(z^{1/2}) + X(-z^{1/2})] \quad (7.1.2)$$

其中, 双箭头表示左右两端的表达式组成了一对 Z 变换对。同样, 以 2 为因子的内插, 可以由变换对定义为:

$$x^{\text{up}}(n) = \begin{cases} x(n/2) & n = 0, 2, 4, \dots \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \Leftrightarrow X^{\text{up}}(z) = X(z^2) \quad (7.1.3)$$

如果对 $x(n)$ 先抽样再内插得到 $\hat{x}(n)$, 由式(7.1.2)和式(7.1.3)结合可得:

$$\hat{X}(z) = \frac{1}{2} [X(z) + X(-z)] \quad (7.1.4)$$

其中 $\hat{x}(n) = Z^{-1}[\hat{X}(z)]$ 就是对序列抽样-内插得到的结果。这个等式中 $X(-z)$ 项是序列 $x(n)$ 混叠的或调制的 Z 变换。其反 Z 变换是:

$$Z^{-1}[X(-z)] = (-1)^n x(n) \quad (7.1.5)$$

根据上述 Z 变换简介, 再来考虑图 7.4(a) 中的子带编译码系统。由式(7.1.4)可将系统输出表达为:

$$\begin{aligned} \hat{X}(z) = & \frac{1}{2} G_0(z) [H_0(z)X(z) + H_0(-z)X(-z)] \\ & + \frac{1}{2} G_1(z) [H_1(z)X(z) + H_1(-z)X(-z)] \end{aligned} \quad (7.1.6)$$

其中, 图 7.4(a) 中的滤波器 $h_0(n)$ 的输出由下述变换对定义:

$$h_0(n) * x(n) = \sum_k h_0(n-k)x(k) \Leftrightarrow H_0(z)X(z) \quad (7.1.7)$$

与傅里叶变换一样, 时域(或空间域)的卷积等价于 Z 域的乘积。整理式(7.1.6)可得:

$$\begin{aligned} \hat{X}(z) = & \frac{1}{2} [H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z)]X(z) \\ & + \frac{1}{2} [H_0(-z)G_0(z) + H_1(-z)G_1(z)]X(-z) \end{aligned} \quad (7.1.8)$$

其中, 第二项由于含有 $-z$ 的关系, 它代表了抽样-内插过程带来的混叠。

对于输入的无失真重建, $\hat{x}(n) = x(n)$ 和 $\hat{X}(z) = X(z)$ 。因此, 可以假定下列条件:

$$H_0(-z)G_0(z) + H_1(-z)G_1(z) = 0 \quad (7.1.9)$$

$$H_0(z)G_0(z) + H_1(z)G_1(z) = 2 \quad (7.1.10)$$

式(7.1.9)通过强制式(7.1.8)的第二项为零消除了混叠; 而式(7.1.10)通过强制第一项等于 $X(z)$ 消除了幅度失真。二者都可以合并成一维矩阵表达式:

$$\begin{bmatrix} G_0(z) & G_1(z) \end{bmatrix} \mathbf{H}_m(z) = \begin{bmatrix} 2 & 0 \end{bmatrix} \quad (7.1.11)$$

其中分析调制矩阵 $\mathbf{H}_m(z)$ 为:

$$\mathbf{H}_m(z) = \begin{bmatrix} H_0(z) & H_0(-z) \\ H_1(z) & H_1(-z) \end{bmatrix} \quad (7.1.12)$$

假定 $\mathbf{H}_m(z)$ 是非奇异矩阵(即左右倒置), 整理式(7.1.11), 左乘 $(\mathbf{H}_m^T(z))^{-1}$ 可得:

$$\begin{bmatrix} G_0(z) \\ G_1(z) \end{bmatrix} = \frac{2}{\det(\mathbf{H}_m(z))} \begin{bmatrix} H_1(-z) \\ -H_0(-z) \end{bmatrix} \quad (7.1.13)$$