

极有意思的。有兴趣的读者可以参考 Battle[1987][1988], Daubechies[1988][1992], Cohen 和 Daubechies[1992], Meyer[1990], Mallat[1989b], Unser, Aldroubi 和 Eden[1993], 以及 Gröchenig 和 Madych[1992] 的著述。这里并没有给出详尽的资料目录, 但是这些可以作为进一步阅读的起点读物。也可以参考一些一般的关于子带编码和滤波器组的参考资料, 包括 Strang 和 Nguyen[1996] 与 Vetterli 和 Kovacevic[1995], 以及包含在本章中作为例子给出的参考资料。

习题

7.1 设计一个系统用图 7.2(b) 中的编码器对预测残差金字塔进行解码, 并画出框图。假设编码器不会产生量化误差。

★7.2 对下列图像构建全组合的近似值金字塔和对应的预测残差金字塔:

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 & 4 \\ 5 & 6 & 7 & 8 \\ 9 & 10 & 11 & 12 \\ 13 & 14 & 15 & 16 \end{bmatrix}$$

使用相邻 2×2 的块对图 7.2(b) 中的近似值滤波器进行平均, 并假设忽略插值滤波器。

★7.3 给定 $2^J \times 2^J$ 的图像, 那么一个 $J+1$ 级金字塔是减少还是增加了表示图像所需的数据量? 压缩或扩展率是多少?

7.4 证明下列来自表 7.1 的滤波器形成了理想的重构滤波器组:

★(a) 正交镜像滤波器(QMF)

(b) 正交滤波器

7.5 正交镜像滤波器是双正交的还是正交的, 或两者均是?

7.6 计算例 7.2 的 Daubechies 综合滤波器 $g_0(n)$ 和 $g_1(n)$ 的系数。令 $m=0$, 使用式(7.1.22)说明滤波器是正交的。

★7.7 画一个二维四波段滤波器组解码器来重构图 7.5 中的输入 $x(m, n)$ 。

7.8 构造 $N=8$ 的哈尔变换矩阵。

7.9 (a) 计算下列 2×2 图像的哈尔变换:

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 3 & -1 \\ 6 & 2 \end{bmatrix}$$

(b) 逆哈尔变换是 $\mathbf{F} = \mathbf{H}^{-1} \mathbf{T} \mathbf{H}^{-1}$, 这里 $\mathbf{T}$ 是哈尔变换, 而 $\mathbf{H}^{-1}$ 表示哈尔变换矩阵 $\mathbf{H}$ 的逆矩阵。寻找哈尔变换矩阵 $\mathbf{H}_2$ 的 $\mathbf{H}_2^{-1}$, 并用它计算(a)中结果的逆哈尔变换。

7.10 以下列基本要素计算二元组 $[3, 2]^T$ 的扩展系数并写出对应的扩展:

★(a) 以二元实数集合 $\mathbf{R}^2$ 为基础的 $\varphi_0 = [1/\sqrt{2}, 1/\sqrt{2}]^T$ 和 $\varphi_1 = [1/\sqrt{2}, -1/\sqrt{2}]^T$ 。

(b) 以 $\mathbf{R}^2$ 为基础的 $\varphi_0 = [1, 0]^T$, $\varphi_1 = [1, 1]^T$ 和它的对偶, $\bar{\varphi}_0 = [1, -1]^T$, $\bar{\varphi}_1 = [0, 1]^T$ 。

(c) 以 $\mathbf{R}^2$ 为基础的 $\varphi_0 = [1, 0]^T$, $\varphi_1 = [-1/2, \sqrt{3}/2]^T$ 和 $\varphi_2 = [-1/2, -\sqrt{3}/2]^T$, 以及对于 $i = \{0, 1, 2\}$, 它们的对偶 $\bar{\varphi}_i = 2\varphi_i/3$ 。

提示: 必须使用向量内积代替 7.2.1 节中的整数内积。

7.11 说明尺度函数:

$$\varphi(x) = \begin{cases} 1 & 0.25 \leq x < 0.75 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

并未满足多分辨率分析的第二个要求。

7.12 写一个尺度空间 V_3 的表达式作为尺度函数 $\varphi(x)$ 的一个函数。使用式(7.2.14)定义的哈尔尺度函数,在取 $k = \{0, 1, 2\}$ 时画出哈尔 V_3 尺度函数。

★7.13 对于哈尔小波函数画出小波 $\psi_{3,3}(x)$ 。写出一个关于哈尔尺度函数的 $\psi_{3,3}(x)$ 的表达式。

7.14 假设函数 $f(x)$ 是哈尔尺度空间 V_3 的一员——即, $f(x) \in V_3$ 。使用式(7.2.22)将 V_3 表示为一个尺度空间 V_0 和任意需要的小波空间。如果 $f(x)$ 在区间 $[0, 1)$ 的外面为 0, 大略画出基于你的表达式、函数 $f(x)$ 的线性展开所要求的尺度函数和小波函数。

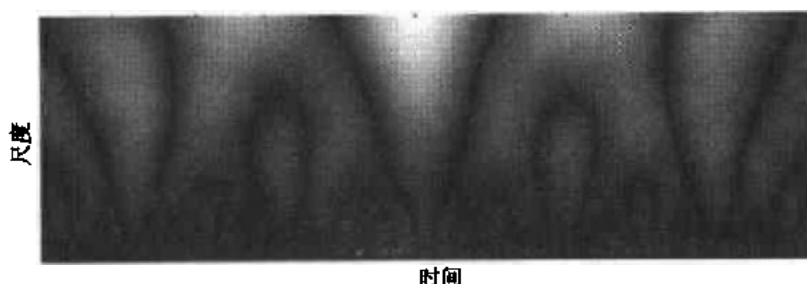
7.15 令起始尺度 $j_0 = 1$, 计算例 7.7 中使用到的函数的小波级数展开的前四项。写出得到的关于涉及的尺度和小波函数的展开式。在起始尺度为 $j_0 = 0$ 的地方, 得出的结果与例子相比较的结果如何?

7.16 式(7.3.5)和式(7.3.6)中的 DWT 是起始尺度 j_0 的函数。

(a) 令 $j_0 = 1$ (而不是 0) 重新计算例 7.8 中函数 $f(n) = \{1, 4, -3, 0\}$ 在区间 $0 \leq n \leq 3$ 内的一维 DWT。

(b) 使用(a)的结果根据变换值计算 $f(1)$ 。

★7.17 下列以一维函数为基础的连续小波变换揭示了什么?



7.18 (a) 习题 7.17 的连续小波变换是计算机生成的。它所基于的函数首先在离散区间中取样。连续变换是什么? 或者说它与函数的离散小波变换有什么区别?

★(b) 在什么条件下选择 DWT 比选择 CWT 更好? 而 CWT 比 DWT 好的时候, 能比 DWT 好几倍吗?

★7.19 画出计算习题 7.16 中的变换所需要的 FWT 滤波器组。使用适当的序列标记所有的输入和输出。

7.20 一个 M 点快速小波变换的计算复杂度为 $O(M)$ 。即, 操作的次数与 M 成比例。决定比例常数的因素是什么?

7.21 ★(a) 如果图 7.28(a) 的三尺度 FWT 滤波器组的输入是哈尔尺度函数 $\varphi(n) = 1, n = 0, 1, \dots, 7$, 而 n' 取其他值时 $\varphi(n) = 0$, 就哈尔变换而论, 变换结果是什么?

(b) 如果输入是对应的哈尔小波函数 $\psi(n) = \{1, 1, 1, 1, -1, -1, -1, -1\}, n = 0, 1, \dots, 7$, 那么变换是怎样的?

(c) 什么样的输入序列会产生 $\{0, 0, 0, 0, 0, 0, B, 0\}$ 的变换, 并具有非零的系数 $W_\psi(2, 2) = B$?

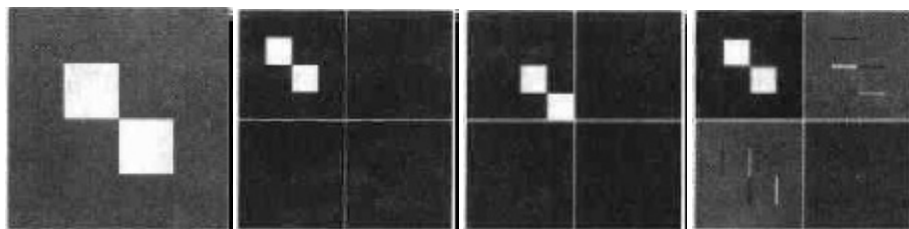
★7.22 二维快速小波变换与 7.2.1 节中的金字塔编码方案相似。它们在哪些地方相似？给定图 7.8(a)中的三尺度小波变换,如何构造一个对应的近似值金字塔？这个金字塔有几级？

7.23 计算关于习题 7.9 中 2×2 图像的哈尔小波的二维小波变换。画出需要的滤波器组并使用适当的阵列标记所有的输入和输出。

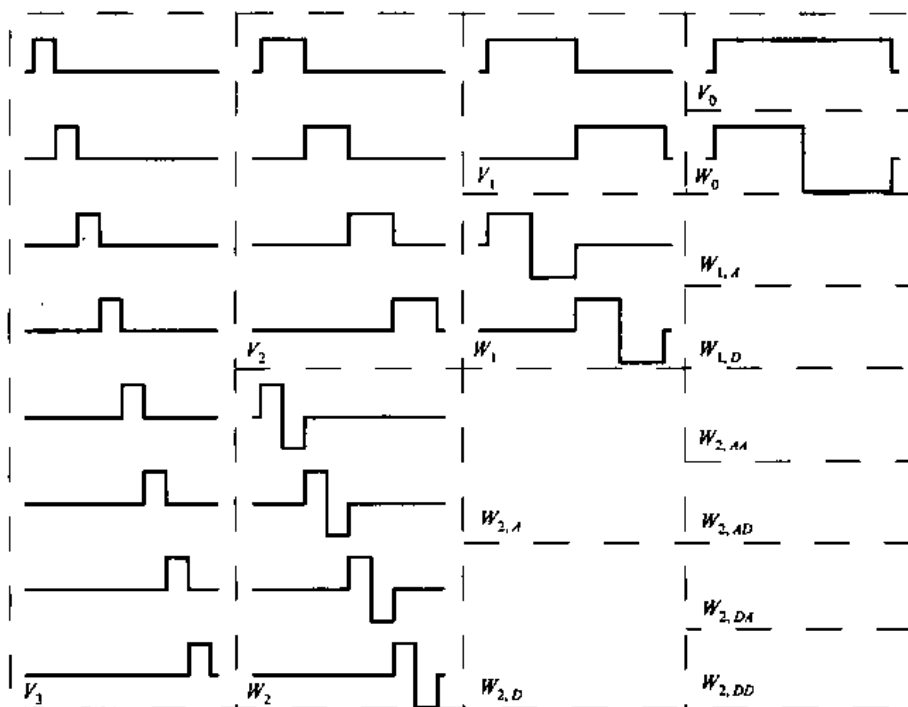
★7.24 在傅里叶域中,

$$f(x - x_0, y - y_0) \Leftrightarrow F(u, v) e^{-2\pi i (ux_0/M + vy_0/N)}$$

及平移并不影响 $|F(u, v)|$ 的显示。使用下列的图像序列,解释小波变换的平移特性。最左边的图像在 128×128 大小的灰色背景的中心位置包含两个 32×32 大小的白色方块。第二幅图像(从左边数)是第一幅图像关于哈尔小波的单级小波变换。第三幅图像是在将方块向右下方平移了 32 个像素后,原始图像的小波变换结果。最后一幅图像(最右边的)是原始图像向右下方平移了一个像素之后的小波变换结果。



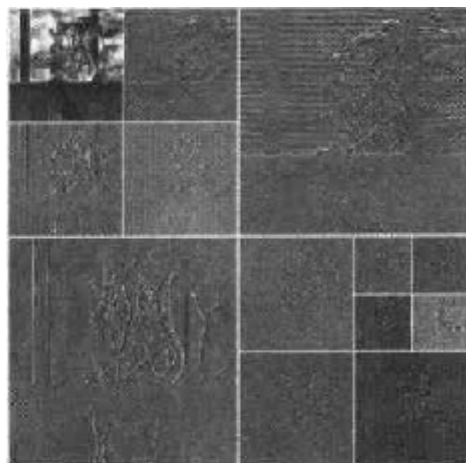
7.25 下列图表说明了一个四尺度快速小波变换的哈尔小波和尺度函数。大略画出完全的三尺度包分解所需要的其他基函数。给出数学表达式或确定这些函数的表达式。



7.26 图 7.1 中的花瓶的一种小波包分解显示如下。

(a) 画出对应的分解分析树, 用适当的尺度和小波空间的名字标记所有节点。

(b) 画出并标记分解的频谱。



7.27 使用哈尔小波, 确定函数 $f(n) = 0.25, n = 0, 1, 2, \dots, 15$ 时的最小熵包分解。使用非归一化的香农熵,

$$E[f(n)] = \sum_n f^2(n) \ln[f^2(n)]$$

作为最小化的判断准则。画出最佳树, 用计算的熵值标记每个节点。

第8章 图像压缩

每天都有大量的信息用数字进行存储、处理和传送。各个公司通过互联网向合作伙伴、投资商和潜在的消费人群提供金融方面的数据信息、年报、存货目录和产品信息。定单登记和跟踪是两种最基本的网上交易活动。这些每日往来的信息给我们的家庭带来了便利和安逸。美国已经将整个美国国会图书馆的图书(及一些馆藏物品)编制了目录,使其成为世界上最大的电子图书馆,以此作为其进行数字化和建立电子政府的第一步;同时,人们期盼的有线电视点播也即将成为现实。因为网上的许多信息是以图像形式存储的,所以对于存储(见2.4.2节)和通信的需求是无限的。而数据压缩方法比起数据的存储和/或传输具有更为突出的实用价值和商业意义。

图像压缩所解决的问题是尽量减少表示数字图像时需要的数据量。减少数据量的基本原理是除去其中多余的数据。以数学的观点来看,这一过程实际上就是将二维像素阵列变换为一个在统计上无关联的数据集合。这种变换在图像存储或传输之前进行。在以后的某个时候,再对压缩图像进行解压缩来重构原图像或原图像的近似图像。

人们对图像压缩开始感兴趣可以追溯到35年前。最初在这一领域研究的焦点集中在建立一种模拟的方法以便减少视频传输所需的带宽。这一过程称为带宽压缩。数字式计算机的出现和后来先进的集成电路的发展,导致了这方面研究的重点从模拟方式转移到数字压缩方法上来。随着最近几种关键性的国际图像压缩标准的正式采用,这一领域在理论研究的实际应用方面有了重大的发展,这是自20世纪40年代C. E. Shannon和其他人首先提出信息的概率论观点与信息的表达、传输和压缩以来又一重要的发展阶段。

当前,图像压缩被认为是一种“开放技术”。除了刚才提到的一些领域外,由于现代图像传感器不断提高空间分辨率以及电视广播标准的不断发展,图像压缩也成为一种基本技术。再有,数据压缩在许多重要且性质不同的应用领域中扮演着主要角色,比如,电视会议、遥感(使用卫星成像进行天气预报和其他地球资源应用)、记录文献和医疗成像、传真(FAX)、军事上的远程遥控车辆驾驶、空间中的及危险废弃物管理等方面。简而言之,不断扩大的应用领域依赖于对二值图像、灰度图像和彩色图像进行有效的处理、存储和传输。

在本章中,将对图像压缩处理进行理论和实践两方面的研究。8.1节到8.3节是基本原理的介绍,这部分包含了这一学科的全部理论。8.1节讲述了各种图像压缩算法用到的数据冗余概念。在8.2节中介绍用于普通压缩-解压缩处理的以模型为基础的范例。8.3节从信息论的角度在细节上分析一些基本概念以及它们在建立信息表示的基本限制方面的作用。

8.4节到8.6节涵盖了图像压缩实际应用的各个方面,包括实际使用中的主要技术和标准,这些标准有助于该学科领域的扩大与认可。压缩技术又可以分为两个主要的类别:信息保持编码和信息有损编码。8.4节讲解第一类编码的各种方法,它们在编档保存方面很有用处(如用于法律文档和医疗记录保存)。这些方法允许对图像进行无损的压缩和解压缩。8.5节描述了第二类编码的各种方法。这些方法提供更高的数据压缩程度,但重新生成的图像不如原图。有损图像压缩用于广播电视、视频会议和数据传真等方面,在这些应用中,出现一定量

的错误作为提高压缩效能的一种平衡是可接受的。最后,8.6节介绍了现存的和已经提出的各种图像压缩标准。

8.1 基础

术语“数据压缩”指减少表示给定信息量所需的数据量。数据和信息之间必须给予明确的区分。这两个概念的意义是不相同的。实际上,数据是信息传送的手段。对相同数量的信息可以以不同数量的数据表示。比如,有这样一种可能的情况,对于同一个故事可以叙述得冗长啰嗦,也可以说得简明扼要。这里,感兴趣的信息是这个故事;词句是用于表达信息的数据,如果两个不同的人用不同数量的词句讲述同样的故事,那么这个故事就有了两个不同的版本,且至少有一个版本包含了不必要的数据。即,这个版本的故事所包含的数据中(或词句)有与故事无关联的信息或只是重述已经知道了的信息。这就叫做包含了数据冗余。

数据冗余是数字图像压缩的主要问题。它不是一个抽象的概念,而是一个在数学上可以进行量化的实体。如果 n_1 和 n_2 代表两个表示相同信息的数据集合中所携带信息单元的数量,则第一个数据集合(用 n_1 表示的集合)的相对数据冗余 R_D 可以定义为:

$$R_D = 1 - \frac{1}{C_R} \quad (8.1.1)$$

这里 C_R 通常称为压缩率,定义为:

$$C_R = \frac{n_1}{n_2} \quad (8.1.2)$$

对于 $n_2 = n_1$ 的情况, $C_R = 1$, $R_D = 0$, 表示(相对于第二个数据集合)信息的第一种表达方式不包含冗余数据。当 $n_2 \ll n_1$ 时, $C_R \rightarrow \infty$, $R_D \rightarrow 1$, 意味着显著的压缩和大量的冗余数据。最后,当 $n_2 \gg n_1$ 时, $C_R \rightarrow 0$, $R_D \rightarrow -\infty$, 表示第二个集合中含有的数据大大超过原表达方式的数据量。当然通常这种数据扩展是不希望出现的情况。通常情况下, C_R 和 R_D 分别在开区间 $(0, \infty)$ 和 $(-\infty, 1)$ 内取值。比较实际的压缩率,比如 10(或者说 10:1), 意味着对应第二个集合或压缩过的数据集合的每一个单元,第一个数据集合中有 10 个信息携带单元(比如,比特)。相应的冗余度为 0.9, 这表示在第一个数据集合中有 90% 的数据是冗余数据。

在数字图像压缩中,可以确定三种基本的数据冗余并加以利用:编码冗余、像素间冗余和心理视觉冗余。当这三种冗余中的一种或多种得到减少或消除时,就实现了数据压缩。

8.1.1 编码冗余

在第3章中,探讨了在假设图像的灰度级为随机量的基础上通过直方图处理进行图像增强的技术。说明了可以通过图像灰度级的直方图得到关于图像外观的大量信息。在本节中,将利用相似的表示方法说明如何通过图像的灰度级直方图深入了解编码结构^①,从而减少表达图像所需的数据量。

① 编码是符号系统(字符、数字、位及类似符号),它用于表示信息的主体或事件的集合。每个信息或事件都被赋予一个编码符号序列,称为码字。每个码字中符号的个数是这个码字的长度。最著名的代码之一是 Paul Revere 1775 年 4 月 18 日使用的。

这里再一次假设区间 $[0,1]$ 内的一个离散随机变量 r_k 表示图像的灰度级,并且每个 r_k 出现的概率为 $p_r(r_k)$, 和第3章中一样:

$$p_r(r_k) = \frac{n_k}{n} \quad k = 0, 1, 2, \dots, L-1 \quad (8.1.3)$$

这里 L 是灰度级数, n_k 是第 k 个灰度级在图像中出现的次数, n 是图像中的像素总数。如果用于表示每个 r_k 值的比特数为 $l(r_k)$, 则表达每个像素所需的平均比特数为:

$$L_{\text{avg}} = \sum_{k=0}^{L-1} l(r_k) p_r(r_k) \quad (8.1.4)$$

就是说,将表示每个灰度级值所用的比特数和灰度级出现的概率相乘,将所得乘积相加后得到不同灰度级值的平均码字长度。因此,对 $M \times N$ 大小的图像进行编码所需的比特数为 MNL_{avg} 。

使用 m 比特自然(此处,由图像中灰度级数目决定)二进制编码^①表示图像的灰度级将式(8.1.4)右边减少到 m 比特。就是说,当使用 m 来替代 $l(r_k)$ 时, $L_{\text{avg}} = m$ 。然后,常数 m 可以提到和式的外面,只剩下 $p_r(r_k)$ 在 $0 \leq k \leq L-1$ 时的和,当然,其结果为 1。

例 8.1 变长编码的说明

表 8.1 显示了一幅具有 8 个灰度级的图像的灰度级分布。如果其 3 比特自然二进制编码[见表 8.1 中的编码 1 和 $l_1(r_k)$]用于表示 8 个可能的灰度级,则 L_{avg} 为 3 比特,因为对所有 r_k , $l_1(r_k) = 3$ 比特。如果使用表 8.1 中的编码 2,表示图像所需编码的平均比特数就减少为:

$$\begin{aligned} L_{\text{avg}} &= \sum_{k=0}^7 l_2(r_k) p_r(r_k) \\ &= 2(0.19) + 2(0.25) + 2(0.21) + 3(0.16) + 4(0.08) + \\ &\quad 5(0.06) + 6(0.03) + 6(0.02) \\ &= 2.7 \text{ 比特} \end{aligned}$$

表 8.1 变长编码的例子

r_k	$p_r(r_k)$	编码 1	$l_1(r_k)$	编码 2	$l_2(r_k)$
$r_0 = 0$	0.19	000	3	11	2
$r_1 = 1/7$	0.25	001	3	01	2
$r_2 = 2/7$	0.21	010	3	10	2
$r_3 = 3/7$	0.16	011	3	001	3
$r_4 = 4/7$	0.08	100	3	0001	4
$r_5 = 5/7$	0.06	101	3	00001	5
$r_6 = 6/7$	0.03	110	3	000001	6
$r_7 = 1$	0.02	111	3	000000	6

① 自然二进制编码是,每个事件或每段信息都可以用来自 m 比特二进制计数序列的 2^m 个 m 比特二进制码的其中一个来表示。

根据式(8.1.2),得到的压缩率是 $3/2.7$ 或 1.11 。因此使用编码 1 有大约 10% 的数据是冗余的。根据式(8.1.1)可以确定准确的冗余水平:

$$R_D = 1 - \frac{1}{1.11} = 0.099$$

图 8.1 用编码 2 说明了实现压缩的基本原理。它显示了图像的直方图 $[p_r(r_k)$ 与 r_k 的曲线]和 $l_2(r_k)$ 。因为这两个函数成反比——就是说,当 $p_r(r_k)$ 减少时, $l_2(r_k)$ 增加——编码 2 中最短的码字赋予图像中出现频率最高的灰度级。

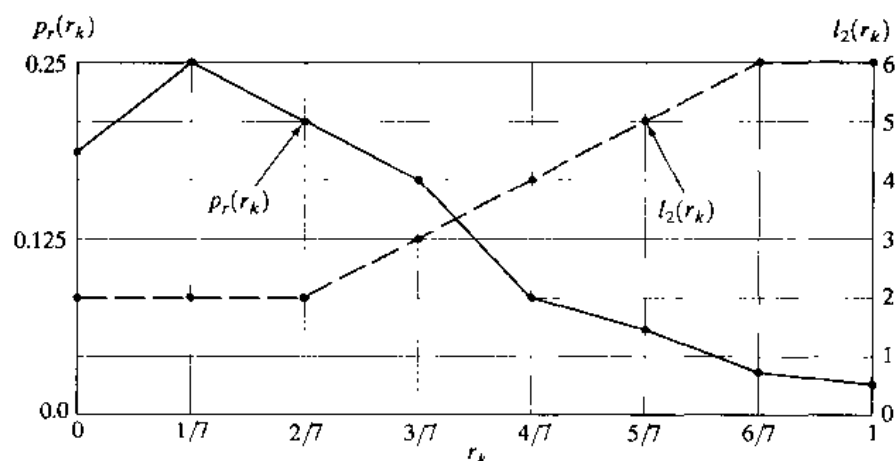


图 8.1 用变长编码的数据压缩基本原理的图表表示

在前述的例子中,通过用尽量少的比特数表达尽可能多的灰度级以实现数据的压缩。这种处理通常称为变长编码。如果图像的灰度级在编码时用的编码符号数多于表示每个灰度级实际所需的符号数[就是说,这个编码无法使式(8.1.4)得到最小值],则用这种编码得到的图像包含编码冗余。通常,当被赋予事件集的编码(比如灰度级值)如果没有充分利用各种结果出现的概率去选择,就会存在编码冗余。当一幅图像的灰度级直接用自然二进制编码来表示时,冗余总会存在。在这种情况下,处理编码冗余的根本基础就是:图像是由具有规则的、在某种程度上具有可预测的形态(形状)和反射的对象组成的,并且通常对图像进行取样以便描述的对象远大于图像元素。在大多数图像中,正常情况下的结果是某个灰度级比其他灰度级有更大的出现可能性(就是说,多数图像的直方图是不均匀的)。它们灰度级的自然二进制编码对有最大和最小可能性的值分配相同的比特数,因此无法得到式(8.1.4)的最小值,产生了编码冗余。

8.1.2 像素间冗余

考虑图 8.2(a)和(b)中所示的图像。如图 8.2(c)和(d)所示,这些图像实质上有同样的直方图。同时注意这两幅直方图都是具有三个波峰的,表明灰度级存在三个主要的值域。因为这些图像中的灰度级的出现概率不是等可能性的,所以可以使用变长编码减少由于对像素进行统一长度的编码或自然二进制编码带来的编码冗余。然而,编码处理不会改变图像的像素之间相关性的级别。换句话说,用于表示每幅图像的灰度级的编码与像素之间的相关性无关。这些相关来自于图像中对象之间的结构或几何关系。

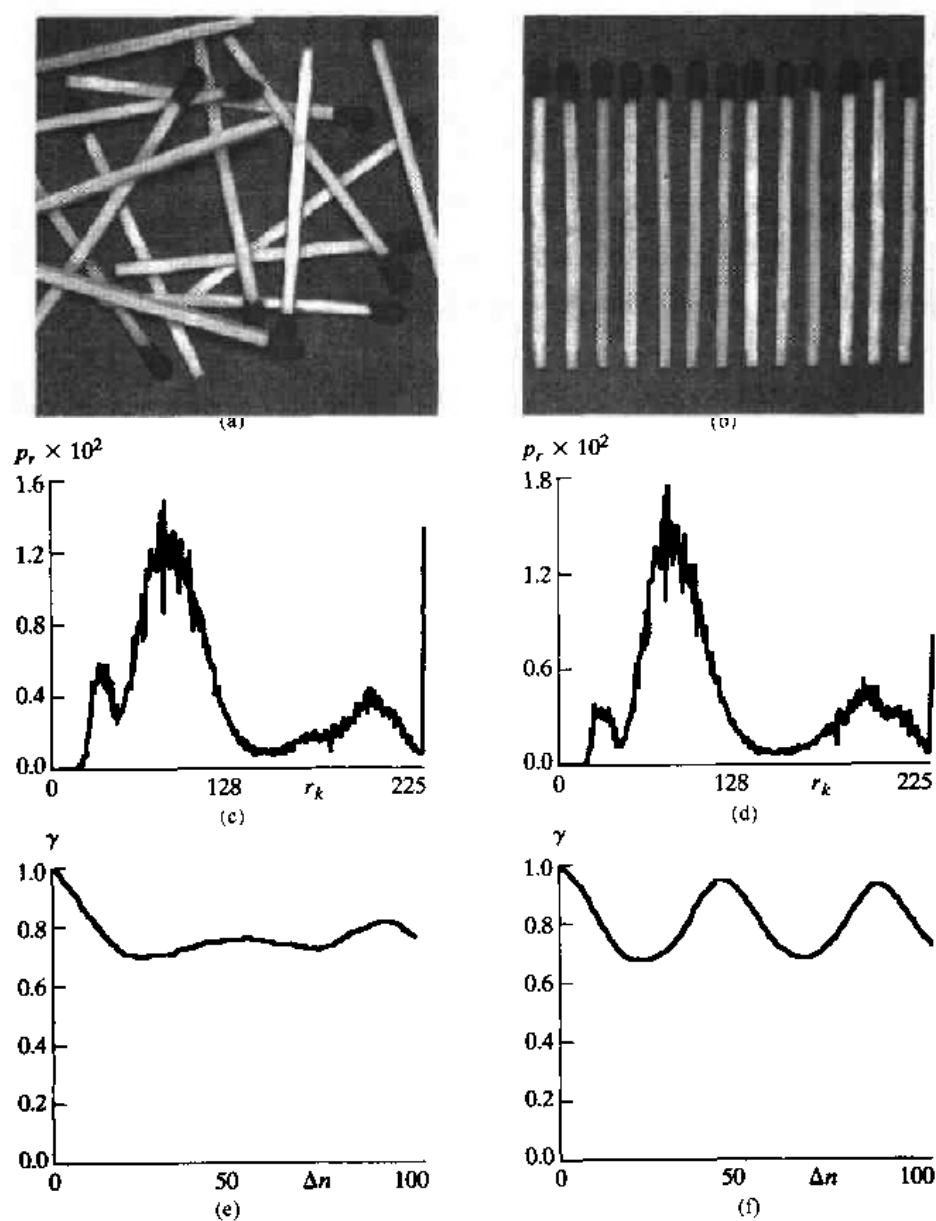


图 8.2 两幅图像和它们的灰度级直方图以及沿着某条线计算的归一化自相关系数

图 8.2(e)和(f)显示了沿着每幅图像的某条线计算得到的各自的自相关系数。这些系数是使用式(4.6.30)的归一化版本计算得到的:

$$\gamma(\Delta n) = \frac{A(\Delta n)}{A(0)} \quad (8.1.5)$$

这里,

$$A(\Delta n) = \frac{1}{N - \Delta n} \sum_{y=0}^{N-1-\Delta n} f(x, y) f(x, y + \Delta n) \quad (8.1.6)$$

式(8.1.6)中的比例因子说明了 Δn 取整数值时,求和项变化的项数。当然, Δn 必须严格小于线上的像素数目 N 。变量 x 是计算中所用的线的坐标。注意图 8.2(e)和(f)中显示的函数形

状之间戏剧性的差异。它们形状上的差异可以定性地向图 8.2(a)和(b)联系起来。这种关系在图 8.2(f)中是显而易见的,这里被 45 和 90 个样本分开的像素之间的高度相关可以直接同图 8.2(b)中垂直方向的火柴之间的间隔联系起来。另外,两幅图像中相邻的像素具有高度相关性。当 Δn 为 1 时,对于图 8.2(a)和(b)的图像, γ 分别是 0.9922 和 0.9928。这些值大多数是对电视图像进行适当的取样得到的典型值。

这些说明反映了另一种数据冗余的重要形式——一种图像中与像素间相关的直接关系。因为任何给定像素的值可以根据与这个像素相邻的像素进行适当的预测,所以由单个像素携带的信息相对较少。单一像素对于一幅图像的多数视觉贡献是多余的;它的值可以通过与其相邻的像素值为基础进行推测。许多命名,包括空间冗余、几何冗余和帧间冗余都用来表示这些像素间的依赖性。使用术语“像素间冗余”来代表上述所有的名称。

为了减少图像中的像素间冗余,通常用于人类观察和解释的二维像素阵列必须变换为更有效的形式(但通常是“不可见的”)。例如,相邻像素之间的差异可以用来描绘图像。这种类型的变换(确切地说是消除像素间冗余)被认为是映射。如果初始图像元素可以根据经过变换的数据集合进行重构,则称这些映射为可逆映射。

例 8.2 行程编码的一个简单说明

图 8.3 列举了一个简单的映射过程。图 8.3(a)描绘了一个 1 in × 3 in 大小,以大约 330 dpi (每英寸点数)的取样率绘制的电子部件的某部分。图 8.3(b)显示了这幅图像的二值图,图 8.3(c)描绘了图像中的一条线的灰度剖面 and 用于得到二值图像的门限(见 3.1 节)。因为二值图像包含很多亮度为常数值值的区域,所以沿着每条扫描线 $f(x, 0), f(x, 1), \dots, f(x, N-1)$ 从像素到数对序列 $(g_1, w_1), (g_2, w_2), \dots$ 的映射是更为有效的表达方法。这里 g_i 表示沿着线遇到的第 i 个灰度级, w_i 表示第 i 次扫描的行程。换句话说,经门限处理的图像使用图像的恒定灰度级行程(一种不可见表示)的长度和值比用二维二值像素阵列表达更为有效。

图 8.3(d)显示了行程对应于图 8.3(c)的门限线剖面进行编码的结果。表示 1 024 比特的二值数据只需 88 比特。实际上,图 8.3(b)中整个 1 024 × 343 大小的部件可以减少为 12 166 行程。由于表示每个行程对需要 11 比特,所以得到的压缩率和相应的相对冗余为:

$$C_R = \frac{(1\,024)(343)(1)}{(12\,166)(11)} = 2.63$$

且

$$R_D = 1 - \frac{1}{2.63} = 0.62$$

8.1.3 心理视觉冗余

在 2.1 节中注意到人眼感觉到的区域的亮度不仅仅取决于该区域的反射光,还取决于其他一些因素。例如,在亮度不变的区域中同样可以感觉到亮度的变化(马赫带)。产生这种现象的原因是由于眼睛对所有视觉信息感受的灵敏度不同。在正常的视觉处理过程中各种信息的相对重要程度不同。那些不十分重要的信息称做心理视觉冗余。这些冗余在不会削弱图像感知质量的情况下可以消除。