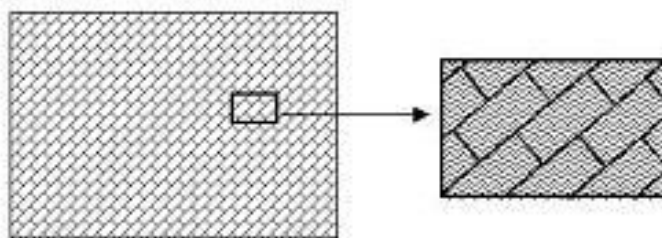


第八章 纹理

8.1 引言

纹理是以像素的邻域灰度空间分布为特征的，因此无法用点来定义。纹理尺度与图像分辨率有关，例如，从远距离观测由地板砖构成的地板时，我们看到的是地板砖块构成的纹理，而没有看到地板砖本身的纹理模式，当在近距离（只能看到几块砖的距离）观测同样的场景时，我们开始察觉到每一块砖上的详细模式，如图 8.1 所示。关于图像纹理的精确定义迄今还没有一个统一的认识。一般地来说，纹理是指图像强度局部变化的重复模式。纹理形成的机理是图像局部模式变化太小，一般无法在给定的分辨率下把不同的物体或区域分开。这样，在一个图像区域中重复出现满足给定灰度特性的一个连通像素集合构成了一个纹理区域。最简单的例子是在白色背景下黑点的重复模式。打印在白纸上的一行行字符也构成了纹理，其中的每一个灰度级基元是由表示每一个字符的连通像素集合构成；把一个个字符放在一行，把一行行字放在一页，就得到一个纹理。



(a) 远距离观察时的纹理图像

(b) 近距离观察时的纹理图像

图 8.1 由地板砖构成的地板纹理示意图

实际上，对纹理的研究有两个目的，一种是研究纹理的观赏特性，即如何设计具有特定效果的纹理，使之具有一定美学价值或自然逼真效果，这是计算机图形学所研究的主要目标。另一种是研究纹理图像的特性，即纹理分析，以便分类和识别场景，这是机器视觉追求的目标。也就是说，对机器视觉来说，纹理是为了分割和识别场景或物体表面类型而产生的一种视觉标记。

纹理分析包含有三个主要的问题：纹理分类、纹理分割和从纹理恢复形状。

在纹理分类中，问题变成了从给定的一组纹理集中识别给定的纹理区域。例如，一幅特定的航空照片可能属于海洋、陆地或是城区，每一类都对应着唯一的纹理特征。对于每一类纹理，还可以精细划分，比如，根据纹理的粗细特征划分纹理。在海洋波浪方面，波浪的波长越长，图像的纹理越粗。由于波长与浪高有密切的关系，浪高信息也可以从纹理中获得。在土地纹理方面，森林比灌木林的纹理细，湿地和沼泽比森林和灌木林的纹理更细。

用于纹理分析的算法很多，这些方法可大致分为统计分析和结构分析两大类。统计方法被广泛地用于纹理分析中。为了强化分类，可以从灰度图像计算灰度同现 (co-occurrence) 矩阵、对比度(contrast)、熵(entropy)以及均匀度(homogeneity)等纹理特性。当纹理基元很小并成为微纹理时，统计方法特别有用；相反，当纹理基元很大时，应使用结构化方法，即首先确定基元的形状和性质，然后，再确定控制这些基元位置的规则，这样就形成了宏纹理。另一种自底而上的纹理特性分析方法是基于模型的方法，这种方法首先假定一个纹理模型，然后通过图像区域估计模型参数。如果模型估计的正确，则由这一模型合成的图像纹理与输入的图像纹理相一致。

单一均匀区域的类别标记是由区域的特性确定的。与此相对立，纹理分割则是自动确定图

像中各种纹理区域之间的边界。尽管纹理参数的定量分析与测量对图像分割十分有用，但大多数确定纹理特性的统计方法并不提供精确测量（单一纹理区域内的计算例外）。基于区域的方法和基于边界的方法都已用到纹理图像的分割上。这些方法，类似于前面几章讨论的物体与背景分割方法。纹理分析仍然是一个十分活跃的研究领域，不过迄今为止还没有一种在各种场合下都通用的方法，许多文献提出的方法都是面向特定应用领域的方法。因此，我们在本书中将不叙述纹理分割方法。

通过透视投影在物体上产生的纹理模式可以确定物体的三维形状。图像纹理特性的变化，如，纹理基元的密度、尺寸、姿态等，是研究从纹理恢复形状算法的依据。例如，被定义为纹理基元基本尺寸最大变化方向和幅值的纹理梯度，可用于确定物体表面姿态。量化纹理元的形状变化（如，圆变换为椭圆）对确定表面姿态也是十分有用的。

8. 2 纹理分析统计方法

纹理反应了图像的空间特性。为了计算对形成纹理有贡献的灰度值的空间相关性，人们通常使用两方法，一是灰度级同现矩阵测量方法，另一种是自相关函数。

8. 2. 1 灰度级同现矩阵

灰度级同现矩阵 $P[i, j]$ 是一个二维相关矩阵，其定义如下：首先规定一个位移矢量 $\mathbf{d} = (dx, dy)$ ，然后，计算被 \mathbf{d} 分开且具有灰度级 i 和 j 的所有像素对数。位置矢量为 $(1, 1)$ 是指像素向右和向下各移动一步。显然，灰度级数为 n 时，同现矩阵是一个 $n \times n$ 矩阵。例如，考虑一个具有灰度级 0、1、2 的简单 5×5 图像，如图 8. 2(a) 所示，由于仅有三个灰度级，故 $P[i, j]$ 是一个 3×3 矩阵。在 5×5 图像中，共有 16 个像素对满足空间分离性。现在来计算所有的像素对数量，即计算所有像素值 i 与像素值 j 相距为 \mathbf{d} 的像素对数量，然后，把这个数填入矩阵 $P[i, j]$ 的第 i 行和第 j 列。例如，在规定的距离矢量 $\mathbf{d} = (1, 1)$ 分离下，有三对像素值为 $[2, 1]$ ，因此，在 $P[2, 1]$ 项中填写 3。完整的矩阵如图 8. 2(b)。

由于具有灰度级 $[i, j]$ 的像素对数量不需要等于灰度级 $[j, i]$ 的像素对数量，因此， $P[i, j]$ 是非对称矩阵。 $P[i, j]$ 与像素对的总数之比称为归一化矩阵。在上面的例子中，每一项除以 16 就得到归一化矩阵。由于归一化矩阵 $P[i, j]$ 的各元素值总和为 1，因此，可以把它视为概率质量函数。

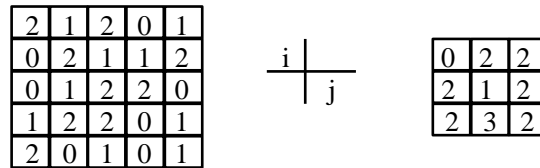


图 8. 2 (a) 一幅 5×5 图像，具有三个灰度级 0, 1, 2;
(b) 灰度级同现矩阵，距离向量为 $\mathbf{d} = (1, 1)$ 。

灰度级同现矩阵表示了图像灰度空间分布，这可以很容易用下面的一个简单例子说明。考虑一幅棋格为 8×8 的二值化图像，如图 8. 3(a) 所示。其中每一个方格对应一个像素。由于有两级灰度，所以 $P[i, j]$ 是一个 2×2 的矩阵。如果我们仍然定义距离向量 $\mathbf{d} = (1, 1)$ ，则得到归一

化矩阵 $P[i, j]$, 如图 8.3(b) 所示. 注意由于像素结构的规则性, 像素对仅仅出现 (1,1) 和 (0,0). 矩阵的非对角元素为零. 同理, 如果定义距离向量 $\mathbf{d} = (1,0)$, 则 (0, 1) 和 (1, 0) 是两个仅有的输入项, 如图 8.3(c), 其中对角元素为 0.

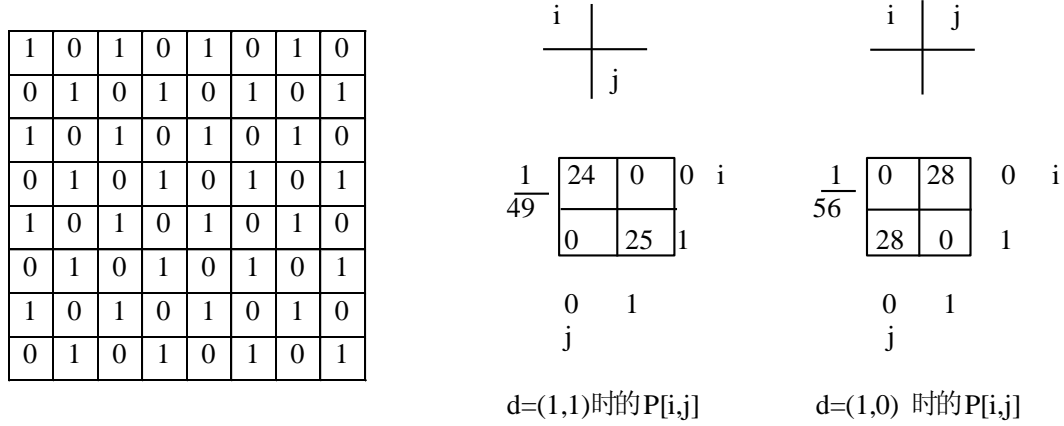


图 8.3 (a) 8×8 棋格图像. (b) 距离为 $\mathbf{d} = (1,1)$ 的灰度级同现矩阵.
(c) 距离 $\mathbf{d} = (1,0)$ 的灰度级同现矩阵.

在上面的例子中, 如果黑色像素随机地分布在整幅图像上, 没有一个固定的模式, 则灰度级同现矩阵不具有任何灰度级对的优先集合, 预计此时的矩阵是均匀分布的. 用于测量灰度级分布随机性的一种特征参数叫做熵, 定义为:

$$\text{熵} = - \sum_i \sum_j P[i, j] \log P[i, j] \quad (8.1)$$

注意: 当矩阵 $P[i, j]$ 的所有项皆为零时, 其熵值最高. 这样的矩阵对应的图像不存在任何规定位移向量的优先灰度级.

使用灰度级同现矩阵也可以定义能量特征、对比度特征和均匀度特征:

$$\text{能量} = - \sum_i \sum_j P^2[i, j] \quad (8.2)$$

$$\text{对比度} = - \sum_i \sum_j (i - j)^2 P[i, j] \quad (8.3)$$

$$\text{均匀度} = - \sum_i \sum_j \frac{P[i, j]}{1 + |i - j|} \quad (8.4)$$

位移向量 \mathbf{d} 是定义灰度级同现矩阵的重要参数. 有时, 同现矩阵是通过计算几个位移向量得到的. 有时也用到 $P[i, j]$ 的统计测量极大值. 灰度级同现矩阵特别适用于描述微小纹理, 而不适合描述含有大面积基元的纹理, 因为矩阵没有包含形状信息. 灰度级同现矩阵广泛用于遥感中的地形分类等领域.

8.2.2 自相关法

一幅 $N \times N$ 图像的自相关 (Auto-correlation) 函数 $p[k, l]$ 定义为:

$$p[k, l] = \frac{\frac{1}{(N-k)(N-l)} \sum_{i=1}^{N-k} \sum_{j=1}^{N-l} f[i, j] f[i+k, j+l]}{\frac{1}{N^2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N f^2[i, j]} \quad 0 \leq k, l \leq N-1 \quad (8.5)$$

对于含有重复纹理模式的图像，自相关函数表现出一定的周期性，其周期等于相邻纹理基元的距离。当纹理粗糙时，自相关函数缓慢下降，而细纹理下降迅速。自相关函数被用来测量纹理的周期性以及纹理基元的大小。

下面通过观察一个实验说明来上述自相关函数与纹理粗细的关系[徐建华]。

图 8.4(a)是两幅由不同大小但分布相同的圆组成的图像，其上安放一张透明的绘有完全相同图像的投影胶片(图中虚线表示不动图片，实线表示运动后图片的位置)。将投影胶片朝 x 正方向移动 Δx ，观察各自重叠面积的下降速度可发现，左图尺寸大的圆其重叠面积 A_l 随移动距离 Δx 的增加下降速度慢，右图尺寸小的圆其重叠面积 A_r 下降速度快，如图 8.4(b)所示。

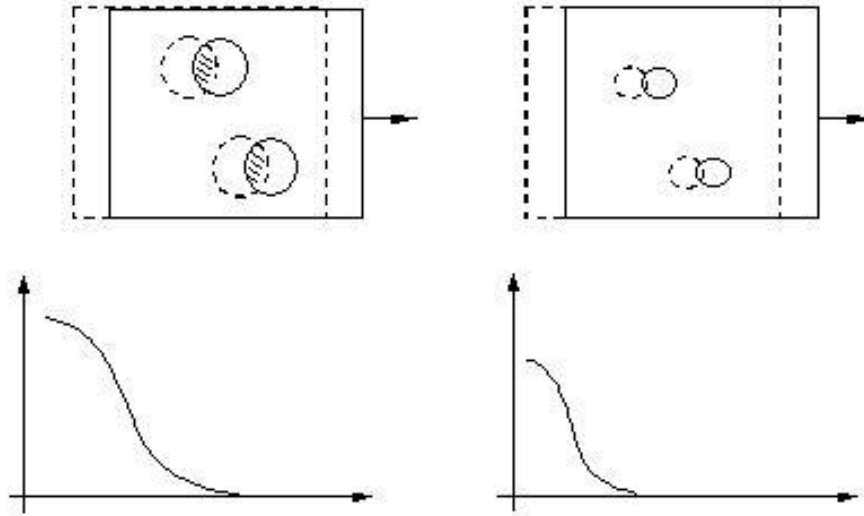


图 8.4 测量不同粗细纹理示意图

8.3 有序纹理的结构分析

当纹理基元大到足够单独地被分割和描述时，结构分析法才有用。纹理的结构分析法通常分为三步：第一步是图像增强；第二步是基元提取；第三步是计算纹理基元的特征参数及构成纹理的结构参数。在前面章节中已经讨论了一些图像增强方法，如拉普拉斯高斯滤波器处理。图像增强有利于图像中纹理基元的提取。纹理基元可以是直观的、明确的，如，水面气泡纹理基元是圆或是椭圆，砖墙的纹理基元是四边形或多边形；也有的纹理基元可能不是很明确，需要人为地定义纹理基元来近似原纹理基元，如地面上的树叶，可用椭圆来近似。对于一般的二值图像，可以使用模态方法提取基元。在图像受到噪声或其它无法用简单的连通元方法分离的非周期随机场污染时，这种模态方法十分有用，图 8.5(a)所示的图像受到噪声的污染导致图 8.5(b)所示的随机线条，模态方法可以用来对所有圆点进行定位。纹理基元特征参数及纹理基元参数包括基元的尺寸、偏心、矩量、位置和姿态等，纹理结构参数包括相位、距离、分离度、同现率等。更复杂的分析方法有模型方法和文法方法等。

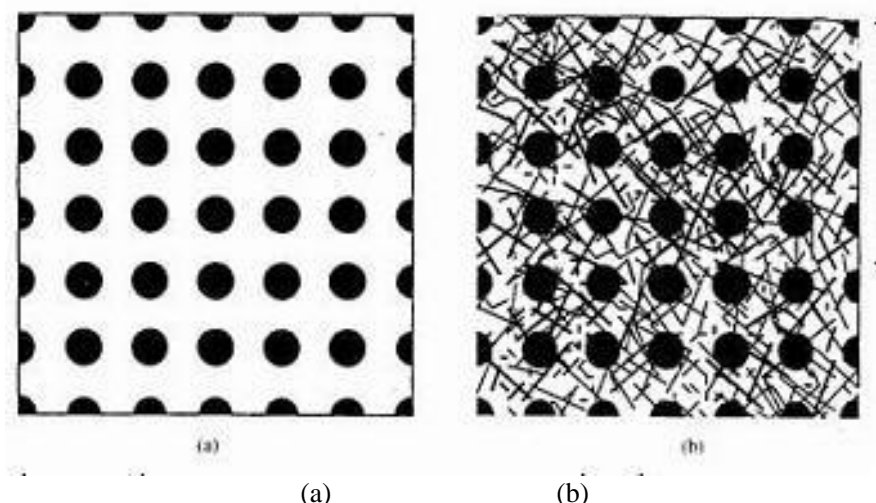


图 8.5 (a) 由等间距排列的圆点形成的纹理图. (b) 图像受到噪声的污染导致的随机线条

8.4 基于模型的纹理分析

一种表征纹理的方法是确定纹理图像的解析模型。每一个模型都对应有一个参数集，确定模型的这些参数也就确定了图像的纹理特性。因此，基于模型的纹理分析的最大问题是估计模型参数，使得通过模型合成的纹理图像十分接近原纹理图像。

马尔柯夫随机场 (Markov Random Fields) 可以作为一种纹理模型并得到了广泛的研究。在离散的高斯-马尔柯夫随机场模型中，任何像素的灰度值都可以通过其邻域灰度值的线性组合加上加性噪声来建模，模型如下：

$$f[i, j] = \sum_{[k, l]} f[i - k, j - l] h[k, l] + n[i, j] \quad (8.6)$$

这里的和号 Σ 定义在像素 $[i, j]$ 的一个邻域像素点集上。模型参数是权重系数 $h[k, l]$ 。在给定的纹理图像上，使用最小二乘法估计这些参数，然后将这些估计的参数同已知的纹理类型参数进行比较，可以实现纹理分类。

8.5* 用分形理论分析纹理

当纹理模式在不同尺度下具有自相似性质时，可以使用分形理论来分析。

1975 年，美国数学家 Mandelbort 首次提出了分形 (Fractal) 的概念。我们知道，自然界中大多数物体的形状是及其复杂的，如云、海岸线等。将这些形体的局部细节取出并放大时，会发现放大后的形体与原形体十分相似。一个典型的例子是 Koch 曲线，如图 8.6 所示。首先从一单位线段开始，截去中间的三分之一部分，而代之以两个三分之一长且相交 60° 角的线段。然后再对每一个三分之一长度的线段重复上述过程，这样无穷地重复下去，就构成了 Koch 曲线。请注意，每一步操作过程都会将曲线的整个长度延伸四分之三倍。显然，Koch 曲线的长度最终将是无穷大的。众所周知，点是零维的，直线是一维的，平面是二维的。当我们测量几何图形的长度和面积时，分别用单位线段和单位面积来度量。因为线段欧氏维数是 1，正方形的欧氏维数是 2，若用线段来测量正方形，其结果为无穷大，说明所用的尺度“太细”；反之，若用正方形来度量线段，所得结果为零，说明所用的尺度太“粗”。因此在测量一个集合时，其测量结果与所采用的尺度有关。对于 Koch 曲线，用一维尺度测量，其长度为无穷大；用二维尺度测量，其面积为零。因此，将 Koch 曲线看成是介于一维与二维之间的几何对象，Mandelbort

将这类形体称为分形，其维数可用非整数来表示，即分数维(fractal dimension).

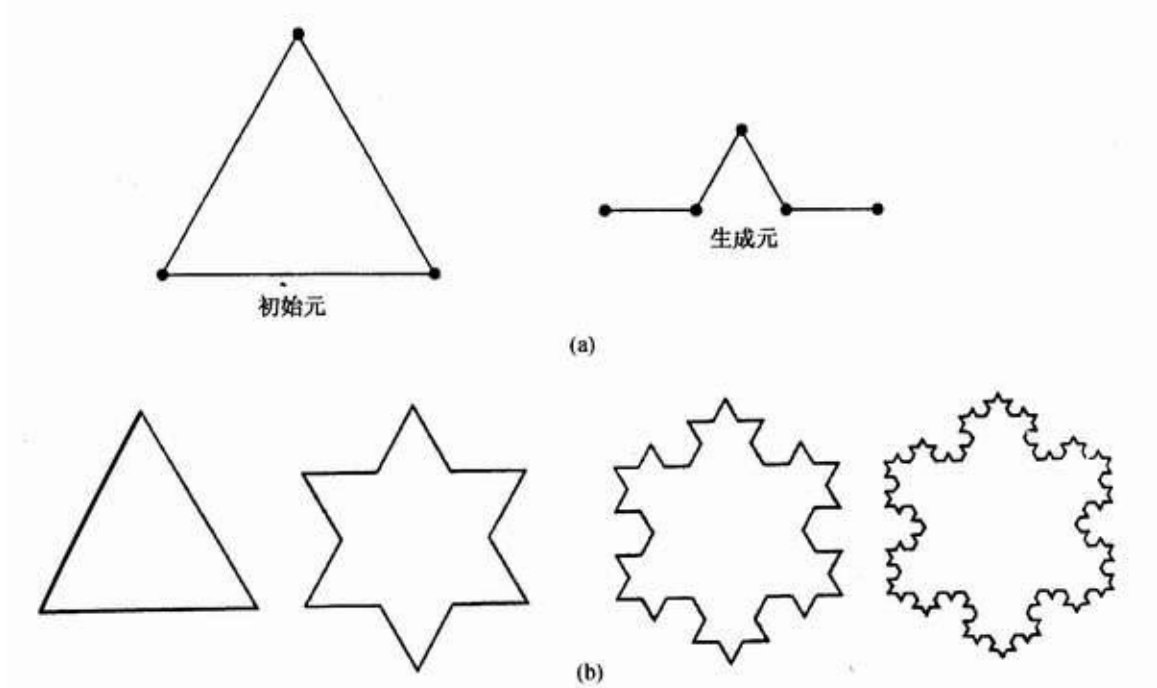


图 8. 6 Koch 曲线

每一个分形集合都对应一个以某种方式定义的分数维，当然，整数维是分数维的特例。至今数学家已经发展了十几种不同的维数，如自相似维、拓扑维、Hausdorff 维、盒子维、信息维等，不过对维的深入研究常令数学家迷惑不解。这里只介绍一种用于自相似纹理的自相似维。

一个集合被认为是具有自相似性，如果它能够被分解为 N 个非重叠子集的并集，其中每一个子集是其原集合的拷贝，但其尺度缩小了 r 倍。这样的纹理是以分数维 D 为特征的，由下面的方程给出：

$$D = \frac{\log N}{\log(1/r)} \quad (8. 7)$$

下面计算 Koch 曲线的分数维。Koch 曲线可以分为 4 部分，每一部分都为原来的三分之一大小，则它的自相似维为：

$$D(Koch) = \ln 4 / \ln 3 = 1.2619$$

正方形可以分成 4 个比例系数为 $1/2$ 的小正方形，则正方形的自相似维数为：

$$D(Square) = \ln 4 / \ln 2 = 2$$

自相似维是纹理特征化过程中最有用的特征。从一幅图像估计出分数维 D 是相当困难的，因为自然纹理不是严格地按照上述假设的那样具有确定的分数重复模型，并有统计变化特性。现在已经有不少关于分形理论的专著和分形理论在图像分析（包括纹理分析）中的应用的论文，其中[Pentland 1984]在基于分形的图像纹理分析方面作出了开创性的工作。

8. 6 从纹理恢复形状

纹理基元的尺寸、形状、和密度等变化为表面形状和姿态估计提供了依据。从纹理恢复形状算法正是利用了这些纹理基元的变化特性，以便从二维图像恢复三维信息。作为说明，考虑

图 8. 7(a)的一个普通有序纹理：纹理平面的倾斜角度为 α ，平面顶端离摄像机的距离比底端远。为了简单起见，假定沿着某一给定水平线的所有点相对于摄像机在相同深度距离。注意圆点是呈现椭圆形的，即说明纹理与图像平面不平行。这些椭圆的尺寸是关于图像坐标 y 的递减函数。换句话说，在图像上半部的单位面积的椭圆数量多于在图像中部单位面积的椭圆数量，即产生了密度梯度。进一步说，形态比（椭圆主轴直径和次轴直径之比）不能保持常数，产生了形态比梯度[31]。为了说明这个，我们首先推导一个椭圆主轴直径和次轴直径的表达式，作为图像平面中椭圆的位置和倾斜角的函数。

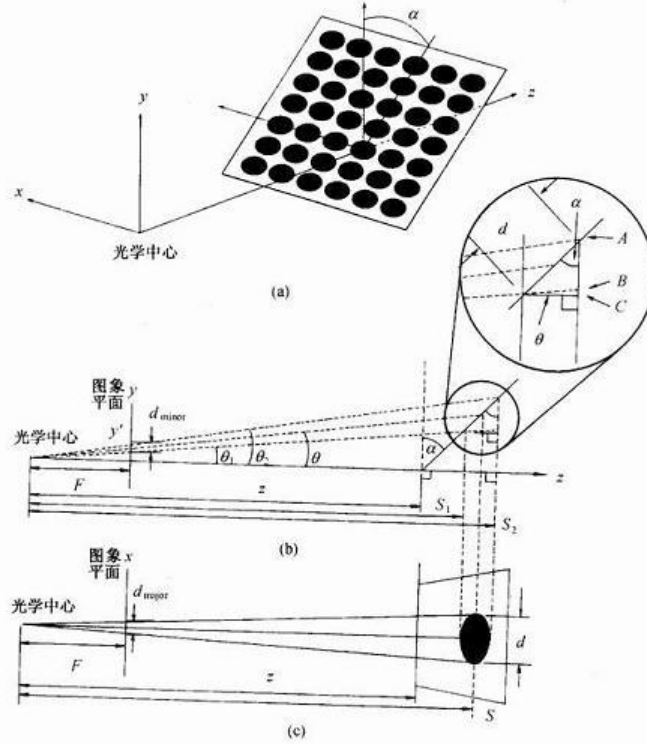


图 8. 7 (a) 具有侧斜姿态的纹理平面的摄像机系统三维表示。
(b) 图(a)的 y - z 视图. (c) 图(a)的 x - z 视图. 注意 y 轴垂直纸面指向外面.

设圆点的直径为 d ，考虑图像中心圆点，图像中对应于这一圆点的椭圆点直径由下面的投射投影方程给出

$$d_{major}(0,0) = \frac{dF}{z} \quad (8. 8)$$

上式中的 z 是圆点与摄像机中心的距离. F 是摄像机的焦距长度. 椭圆的次直径不仅受投射投影的影响，也受倾角 α 产生的透视缩小效应的影响. 方程如下：

$$d_{minor}(0,0) = \frac{dF}{z} \cos \alpha \quad (8. 9)$$

这样在平面中心的椭圆形态比就等于 $\cos \alpha$. 图像中在同一水平线上的所有椭圆都具有相同的形态比.

现在考虑中心位于图像平面 $(0, y')$ 处的椭圆. 对应这一椭圆的圆点相对于光轴成一个角度如图 7(a)和(b)所示，其中 $\tan \theta = y' / F$ ，椭圆的主直径可以经过小的改动后用方程 8. 8 来表示. 由于圆点距摄像机中心距离 s ，因此必须用 s 来代替 z . 由图 8. 7(b)和(c)有：

$$\frac{S-z}{\tan \alpha} = S \tan \theta$$

或

$$S = \frac{z}{1 - \tan \theta \tan \alpha} \quad (8.10)$$

因此

$$d_{major}(0, y') = \frac{dF}{z} (1 - \tan \theta \tan \alpha) \quad (8.11)$$

下面介绍一下 $d_{minor}(0, y')$ 的推导过程. 首先, 从图 8.4(b),

$$S_1 = \frac{z}{1 - \tan \theta_1 \tan \alpha} \quad (8.12)$$

$$S_2 = \frac{z}{1 - \tan \theta_2 \tan \alpha} \quad (8.13)$$

如果我们假定圆盘的直径 d 很小, 使得在摄像机中心的对角很小, 这样我们有如下近似式:

$$\theta_1 \approx \theta_2 \approx \theta \quad (8.14)$$

因此

$$S_1 \approx S_2 \approx S \approx \frac{z}{1 - \tan \alpha \tan \theta} \quad (8.15)$$

从图 8.7(b)可知

$$AC = d \cos \alpha \quad (8.16)$$

下面求距离 AB .

注意

$$S_1 - S_2 = d \sin \alpha \quad (8.17)$$

我们求

$$BC = d \sin \alpha \tan \theta \quad (8.18)$$

因此

$$AB = d \cos \alpha (1 - \tan \alpha \tan \theta) \quad (8.19)$$

现在, 通过透视投影

$$\frac{d_{minor}(0, y')}{F} = \frac{d \cos \alpha (1 - \tan \alpha \tan \theta)}{\frac{z}{1 - \tan \alpha \tan \theta}} \quad (8.20)$$

因此, 在 $(0, y')$ 处的椭圆最小直径为

$$d_{minor}(0, y') = \frac{dF}{z} \cos \alpha (1 - \tan \alpha \tan \theta)^2 \quad (8.21)$$

这样, 由 $\cos \alpha (1 - \tan \alpha \tan \theta)$ 得到的关系比随着 θ 的增加而减小, 产生了一个关系比梯度.

为研究图像平面特性的变化, 如尺寸、形状、密度和纹理基元的形态 (如最终的三维形状). 我们必须用精确的方法去刻画图像平面中的每一个基元, 对于简单的基元, 比如我们已经示意过的圆点图, 可能出现单一图像平面基元的不精确分割. 然而, 对于含有噪声的更复杂的恢复级纹理, 精确估计图像平面特征将很困难.

思考题

- 8.1 什么是纹理? 如何定义纹理?
- 8.2 如何进行纹理分类? 请给出定义纹理类别的主要类型和特征?

- 8.3 如何使用纹理特征分割图像？给出一种用纹理分割图像的方法。
- 8.4 如何通过纹理特征确定表面形状？给出从纹理确定形状的算法的详细过程。
- 8.5 举出纹理起着十分重要作用的机器视觉系统三种应用实例。
- 8.6 求图 8.2 (a) 在 $d=(0, 2), (2, 0), (2, 2)$ 时的灰度级同现矩阵。

计算机练习题

- 8.1 请完成基于同现矩阵的纹理识别算法，并把这一算法应用到几幅纹理图像来研究它的分辨能力。
- 8.2 请完成一个纹理分割算法，并用几幅包含不同种类纹理的图像进行测试。
- 8.3 请侧面拍一幅砖墙的图片使得墙与摄像机光轴成 45° 。编制一个从纹理恢复形状的算法并用它来恢复表面结构。