

第一章 绪论

1.1 纹理图象研究的意义

关于纹理图象的精确定义至今尚未给出。一般说纹理就是指在图象中反复出现的局部模式和它们的排列规则。纹理可以分成规则纹理和非规则纹理两个部分^[1]。规则纹理是指图象具有规则或几乎规则排列的相等或相近模式，如棋盘和织物，不规则纹理是指图象具有不规则或随机排列的多样模式。如草地和云彩。在具体分析规则纹理图象时我们可以发现，很多规则纹理图象可以分解成众多的纹理基元（局部模式），这些纹理基元的排列是有一定规则的，并且是反复出现的，最小的基元就是图象的像素。随机纹理的分析可以通过它的统计特性给出，如灰度级的方差、自相关的宽度等。但是由于纹理定义的多样性，所以很难确切地给出图象纹理的精确特征，从而使得图象纹理的识别能力较低，应该说纹理图象的分析和识别是一个较难的问题，也是一个亟待研究解决的基础理论问题。

纹理图象的分析与识别有着广泛的应用。这是因为各种观测系统取得的图象很多是纹理型的。我们可以通过图象的纹理分析取得许多有价值的宏观信息。例如卫星或飞机从高空取得的地球表面遥感图象，它是对地面的宏观考察，其图象大部分是呈纹理型的。再如在医学领域，B型超声、X射线、CT等图象也多

具有纹理特性。自然图象如云彩、木纹、动物皮毛、岩石花纹等很多也是纹理型的

在地质应用方面，山脉与小丘纹理的区别，往往用图片中阴影面积大小来区别。这是一类典型的纹理特征，小丘阴影面积一般小于山脉图象的阴影面积。图象纹理结构细微的区域部分往往表示湿地流域、细微粒状沉积岩；粗糙纹理结构区域一般为火成岩。有走向的地质结构其走向可以通过定量分析纹理的方向来得到

在土地利用方面，森林比灌木林有更为粗糙的纹理，湿地流域和沼泽地比灌木林有更细微的纹理，沼泽与湿地相比，其纹理更细，色调变化更缓慢。

在海洋科学应用中，海洋波浪的波长和走向信息的提取是图象纹理分析的又一个例子。例如港口的波浪波长分布可以推断港口水深的分布；海洋波浪走向的分布可以作为鱼群游动规律跟踪的重要依据。因此它可以作为海洋工程、海浪预报、港口建设、海洋渔业的基础。

在医学应用中，如胸透 X 射线、内脏器官 B 超、CT、核磁共振等图象纹理的分析。如可以根据肺部病变诊断的需要可以对不同区域作肺图象纹理分析。像 Venus 高血压，这种病人的肺门区呈现出血管分布的增多或异常，也就是在肺门区的图象边缘数和肺边区的边缘数有显著的区别。为此我们可以对这些区域作纹理分析与对比，从而诊断这类病变。另外在显微医学图象中，细胞图象的细胞核结构变化信息反映在图象上是纹理的变化。利用这些信息就可以诊断某些疾病。

在农业应用方面，纹理分析也有重要应用。我们可以农业遥感图象来分析植物的长势。利用纹理图象中纹理的粗细、走向等

特征描述植物的尺寸、散布形式。在多谱遥感图象纹理分析中还可以得到农作物收成的估计。

在材料科学，特别是材料显微结构如金相图的分析中，图象的纹理分析应用很多。这是因为这些微观图象多呈纹理型。通过纹理分析可以得到材料的各向同性、各向异性、粒子粗细、表面粗糙光洁度等特性。

纹理的分析与识别是一个基础性的研究工作，有着广泛的应用背景，除以上谈到的一些应用外，它还在地理信息、系统 (geographical information system)、合成孔径雷达 (SAR) 图象分析、云图分析系统等一系列应用。然而它同时也是一个较为困难的问题，有很多理论与实践问题需要解决。

1.2 图象纹理的分析与识别研究的动态

图象纹理的分析与识别研究可以分为理论方法和实际应用两个方面。我们这里主要考虑有关研究的理论方法。纹理图象的分析与识别通常包括图象的预处理，特征提取，以及对纹理图象分类。

分析和处理的方法可以粗略地归为三大类：

1) 基于特征该方法利用感兴趣的区域的某些特征参数基本一致的特点来处理的。

2) 基于模型这种方法假定研究的纹理是由某模型过程的一些参数决定的，所以我们可以用模型参数作为纹理的特征来识别纹理图象。基于模型参数的分析方法可以看作是基于特征方法的一个子集。

3) 基于结构该方法搜寻纹理基元的排列规则。

纹理特征的提取目的是把不同的空间结构、不同的统计

量、不同的几何尺寸映射到不同的灰度值

2.1 基于独特纹理特征的方法

1.2.1.1 利用算子的独特特征方法

利用算子的独特特征方法初略统计有以下几类：

由 Laws 提出的算子是一组中心权值模板滤波器^[2]。这些滤波器可以得到纹理的局部能量测量，这些统计值可以作为特征来用。

1) Conners, Trivedi 和 Harlow^[3]从共生矩阵得到纹理算子，获得六个特征测量。

2) M.Unser 利用 Hadamard 矩阵作为模板。图象信号经模板滤波器后，再测量局部水平、垂直、对角线的方差等统计量作为纹理特征^[4]。

3) Granlund 应用一组方向敏感的模板滤波器^[5]，用它测量灰度值在各方向上的幅度的变化，从而得到相应的特征。Lissel^[6]比较了 Granlund 方法和 Chen 和 Pavlidis 的方法^[7]在无监视图象分割问题中的应用，认为 Granlund 方法在纹理具有很强的方向性时得到较好的结果，但在有噪声或纹理非规则排列时则困难重重。更复杂的算子^[7,8]利用 Laplacian Pyramid^[9]测量在不同频率尺度下局部主方向和局部主要频率。

1.2.1.2 基于统计的纹理特征

1) R.M.Haralick, K.Shanmugam 和 I.Dinstein^[10]提出了一个非常重要的共生矩阵方法。定义了共生矩阵 $P(i, j, d, \theta)$ ，即在 θ 方向上相距 d 的灰度级为 i 的像素和的灰度级为 j 的像素对个数 其中 $f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j, (x_2, y_2) = (x_1, y_1) + (d \cos \theta, d \sin \theta)$ 由这些共生矩阵 $P(i, j, d, \theta)$ 又定义了一些特征，如二阶矩和嫡

$$E(d, \theta) = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \left[\frac{p(i, j, d, \theta)}{R(d, \theta)} \right]^2, \quad H(d, \theta) = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{p(i, j, d, \theta)}{R(d, \theta)} \cdot \log \frac{p(i, j, d, \theta)}{R(d, \theta)}$$

等特征. 其中 $R(d, \theta)$ 是邻域内在 θ 方向上相距 d 的元素对个数

2) Abele 利用统计和结构特征, 设计了一组 16 个纹理特征^[11], 而且定义了纹理同类基元子区域间的距离. 该方法和文献[6]方法相比性能较好, 但计算量特别大.

3) Dondesand Rosenfeld 基于局部窗口内灰度平均和方差的象素分类方案. 并测量了 MTV(minimum total variation 和 MAD (median absolute difference). 如对一个 3×3 区域

$$\begin{array}{ccc} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{array}$$

MTV 可以计算如下:

$$\text{MTV} = \min[|a-b|, |b-c|, |d-e|, |e-f|, |g-h|, |h-i|, \\ |a-d|, |d-g|, |b-e|, |e-h|, |c-f|, |f-i|]$$

4) MAD 是各方向 12 个相邻象素对绝对差的中值.

5) Sato 和 Ogata^[12]提出了基于自组织方法的多项式图象变换方法. 该算法迭代计算, 目标是使被区分的区域之间的方差总体和最小.

1.2.1.3 基于变换域特征的方法

Xu 和 Fu^[13]提出利用变换域特征的方法分析纹理图象. 他们首先利用多门限分割, 减少图象的灰度级以减少共生矩阵的维数. 粗略分割之后, 再用 Walsh 变换测量, 进一步分裂那些过分合并的区域. Jernigan 和 D'Astous^[14]利用频率域特征, 即各区域

子图的功率谱，再计算它的能量和特征及熵值。但是该方法对自然纹理图象的分析令人失望。Jernigan 和 D' Astous^[15]中利用功率谱的峰值及功率谱形状作为特征，性能比前一种方案要好。

Wechsler^[16]提出用随机步的方式作纹理分割。平面随机步就好比一个粒子在平面上沿随机方向走单步。通过计算上下左右各个方向上粒子的吸收分布 S_u, S_d, S_l, S_r ，再计算梯度

$$m = \sqrt{(S_r - S_l)^2 + (S_u - S_d)^2} \quad \text{和} \quad \alpha = \arctan \frac{S_u - S_d}{S_r - S_l}$$

计算 m 和 α 形成二维直方图，最后才分割。Ashjari^[17]提出利用奇异值分解的方法迭代纹理图象的特征。他利用 32×32 的窗口做 SVD(singular value decomposition)。 $F = USV^T$ 计算这些奇异值的平均、方差等特征量。

1.2.2 基于独特分割技术的方法

利用独特分割技术的方法可以规为三类：①基于区域的方法，②基于边界的方法，③混合的方法。

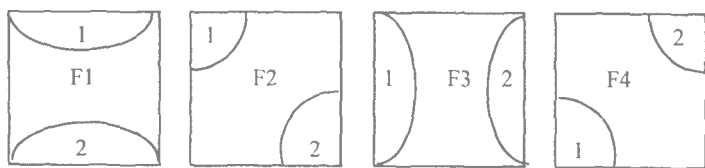
1.2.2.1 基于区域的方法

在 Davis 和 Mitiche^[18] 的模型驱动迭代纹理分割系统 MITES(model-driven, iterative texture segmentation) 结合了选择特征平滑和聚类。在有监视的情形下统计纹理模型确定象素的分类。每一个象素又被其邻域窗口分析的结果所迭代，分类与平滑两个过程交替进行，直到象素归类变化较少为止。在无监视情形下，分类步骤以聚类来替代。在边界的地方特征描述因矩形窗口的平滑而模糊。Pietikainen 和 Rosenfeld^[19] 提出利用塔式节点连接的方法。这种方法与多分辨思想相吻合，塔式结构通过降低分辨率的方式得到。顶端节点为高分辨率图象，下面的节点为低分辨

率图象。通过连接相邻级的节点（区域）就可以得到纹理图象的分割。这种方法可以由上而下进行，也可以由下而上进行。最好是采用结合的方法。Raafat 和 Wong^[20]描述了一种于分辨率有关的纹理信息测量方法。他们用纹理距离测量来进行区域生长以达到纹理分类的目的。Reed, Wechsler 和 Werman^[21]修正了区域扩展方法。他们利用修正随机步方法，在某个特殊的方向以一定概率“移动”。该方法最大的特点是各个区域可以同时生长，因此算法可以并行表达。

1.2.2.2 基于边界的方法

Grinaker^[22]把边缘检测算子推广到检测纹理边界。他构造了特征梯度函数 FGF(feature gradient function) 用于检测纹理的边缘。Wermser^[23]描述了四个纹理梯度分辨算子模板 F1、F2、F3、F4。



每个模板有两个区域，模板和一组纹理特征卷积，从而得到一组八个特征的集合。比较一个模板内相对的两个子区域的特征，计算相似性得到类内距离与类外距离的比例，从而检测到纹理的边缘。

1.2.2.3 混合的方法

Levine 和 Nazif^[24]及 M. Spann 和 R. Wilson^[25]都采用了基于区域和边缘的混合方法。特别是 Spann 的方法利用二叉树在各级的区域和边缘上轮流使用并选择最大信噪比的级做聚类分割。

边界部分的不确定性最大. 利用平滑、分类等修正边界.

1.2.3 基于纹理模型的方法

1.2.3.1 分维模型

Pentland 认为人的视觉估计与分维之间有很高的相关性^[26]. 他利用 8×8 的像素块作分维估计, 并把它作为纹理模型. 由分维构成直方图, 分维直方图在模式之间有“谷”分开. 分维的估计利用功率谱 $p(f)$ 正比于分形布朗运动函数 f^{-2H-1} 分维 $D = T + (1 - H)$, 这里 T 是拓扑维数. 这样通过估计功率谱的斜率, 就可以得到分维 D 的数值. Peleg^[27]和 Nguyen 及 Quinqueton^[28]也使用了分维模型. 但是 Peleg 也指出纹理是非分形的, 最好用一组尺度来考虑.

1.2.3.2 统计模型与判决理论技术

统计模型是一个快速发展的重要领域. Khotanzad 和 Bouarfa^[29]研究了并发自回归 SAR(simultaneous autoregressive 随机场模型和多维聚类分析. 通过两个模型在重叠窗口内的分析得到六个纹理图象的特征, 加上窗口内样本的均值与方差共八个特征. 形成的特征矢量在多维空间中构成直方图并检测局部聚类峰, 最后形成分类. Khotanzad 和 Chen^[30]利用了 SAR 模型和边缘检测技术处理同样的问题. 从 SAR 得到的特征形成特征图象, 然后用 Sobel 算子得到边缘由于窗口是重叠的, 所以边缘较宽, 需细化. 目前还有一些结合统计模型和判决理论的启发式方法判决理论主要是最大似然比 (maximum likelihood 和最大后验概率估计 (maximum a posteriori probability). Huang^[31]提出利用两状态马尔科夫模型, 纹理的边缘通过一阶统计量的变化来检测. Huang 和 Gong^[32]利用隐马尔科夫模型和 Law^[2]的纹理能量测量算子对纹理分类. Bevlington 和 Mersereau^[33]利用高斯随机场模

型与分裂合并算法。分裂算法用最大似然边界检测，合并算法用相邻区域的统计距离测量来解决。基于 Gibbs 分布的统计图象模型受到很大的重视。Derin 和 Elliot^[34]提出利用两层基于 Gibbs 分布图象模型，第一层描述图象的区域，第二层描述区域内特性。利用 Gibbs 分布参数和 MAP 进行分类。然而 Derin 的方法仅适用于无噪声和已知纹理的条件下。Chellappa 和 Chatterjee^[35]利用高斯马尔科夫随机场(GMRF)模型对纹理进行有监视的分类。但是小尺寸窗口时的分类错误率较高。Manjunath 和 Chellappa^[36]把高斯马尔科夫随机场(GMRF)模型应用于无监视的纹理分类。初始的分割把图象分成一些区域，然后在这些区域中估计它的 GMRF 参数，用合并算法合并相邻的区域，再监视合并后区域的 GMRF 参数。其中用 MAP 算法减少错误分类。Silverman 和 Cooper^[37]讨论了模型参数的估计问题。Fan 和 Cohen^[38, 39]提出用两步过程的方法。第一步：用 MRF 模型结合 ML 算法实现粗分割，第二步：用最小距离判据的 ML 算法把窗口内的纹理象素细分。但这些方法都存在计算量庞大，模型不够精确的缺点。

1.2.4 基于纹理结构的方法

结构化纹理的分析与分类必须在纹理具有很强的纹理基元情况下应用。但在实际情况下，纹理往往不能满足这个假设条件，所以结构化纹理分析的应用范围有限。规则纹理如棋盘和织物情况下就可以利用结构纹理分析方法。Jayaramamurthy^[40]介绍了一种在已知纹理基元情况下的反滤波的方法。给定纹理基元 $h(x, y)$ ，如结构规则即纹理基元的放置规则为 $c(x, y)$ ，则纹理图象 $t(x, y)$ 可以表达如下 $t(x, y) = h(x, y) * c(x, y)$ 其中 $c(x, y) = \sum \delta(x - x_m, y - y_n)$ 经富里叶变换得 $C(u, v) =$

$T(u, v) \cdot H(u, v)^{-1}$ ，因此最后得到的脉冲就是纹理基元的中心。其他方法还有很多。最新的报道由台湾清华大学的 Hsin-Chih Lin, Ling-Ling Wang 和 Shi-Nine Yang^[41]给出。他们利用自相关函数寻找规则纹理的周期性，从而找到它的纹理基元和替代矢量。他们首先计算自相关函数，再用二维高斯滤波器平滑后寻找自相关函数的峰值，最后用广义霍夫变换得到两个替代矢量。

1.2.5 基于空间 / 空间频率和多分辨小波技术的分析方法

在文献[42]中说明了统计方法优于频率域技术分析方法。这是因为以前的频率分析方法缺乏局部的纹理特性。这样联合空间 / 空间频率技术就成为新一代的研究手段。该方法基于空间中局部区域的频率特性分析。它克服了传统 Fourier 分析方法的缺点，可以达到空间域和频率域双重高分辨率，而且得到现代人类视觉特性理论的支持。Crick, Marr, Poggio^[43]等选择了三至四个频率通道进行区域频谱分析

和指出这种分析方法可以用二维 Gabor 函数来表示。Ginsberg^[47]研究得到这种方法雷同与人类视觉识别目标时的空间频率内插过程。Beck^[48]揭示了人类识别纹理图象的能力与二维 Gabor 滤波器组作用于图象的相关性。

Reed 和 Wechsler^[49]利用二维 PWD (pseudo-wigner distribution) 作纹理研究。Wigner 分布^[50]具有很高的联合分辨率表示能力，尽管它是实值表示的，但它包含了相位信息。由于 WD 与 PWD 是 S 双线性的，对复杂纹理的分析可能在交叉项上引起麻烦。PWD 对复杂纹理将产生非常高维的特征。选择这些特征变得非常困难。文献[51, 52]讨论特征的选择问题。对复杂图象该方法就不适用了。

Turner^[53] 发现 Gabor 滤波器得到的功率谱捕捉了纹理的大量特性. 这样问题就集中到研究如何选择 Gabor 滤波器组的方法上. Jain 和 Farrokhnia^[54]使用偶对称 Gabor 滤波器, 把输出实部再输出给 Sigmoidal 非线性单元. 最后把滑动窗口中的绝对偏差作为能量. 滤波器的选择方法采用 20 个滤波器获取 95% 的频谱能量. Bovik, Clark 和 Geisler^[55]采用两个 Gabor 滤波器, 纹理特征选用基于图象最大滤波响应的位置. 方法变为简单的能量峰寻找. 但该方法仅适用非常简单的纹理识别 (只有两个纹理). DuBuf^[56, 57]等利用最小平方逼近的方法研究高阶 Gabor 滤波器特征. 把局部功率谱形状描述为相应的纹理属性 (如粗 / 细等) 另外在高度结构化纹理中, 其相位谱也含有很多的信息. DuBuf^[58, 59]研究了全局和局部纹理相位信息. 但是在有带通噪声或小的纹理结构元素抖动时, 纹理相位特征的性能急剧下降, 使该方法不能使用.

A. Teuner 和 B.J.Hosticka^[60]利用可调匹配 Gabor 滤波器方法做无监视的纹理分割. D.F.Dunn 和 W.E.Higgins^[61]设计了一种严格的 Gabor 滤波器设计方法 而且他们还利用判决理论算法来选择滤波器参数. 最近 T.P.Weld, W.E.Higgins 和 D.F.Dunn^[62], P.Rutupama 和 B.N.Chatterji^[63]发展了更为一般的多 Gabor 滤波器设计方法用于多个纹理的识别. 但是这些方法并不是最佳的, 因为在这些方法中分辨率、尺度因子、中心频率、方向、带宽等不可以自由选择.

T.Chang 和 C.C.Kuo^[64] 提出利用小波对纹理进行树结构的分析与识别. A.Laine 和 J.Fan^[65] 利用小波包对纹理提取特征并分类. M.Unser^[66]讨论了利用小波框架分析纹理的问题. L.S.Chun, C.C.Pau 和 C.F.Chih^[67]研究了利用小波多尺度分解图象后, 在各分辨率子图上分割图象的应用. Chen Chien-Chang 和 Daniel

C.Chen^[68]利用多分辨率 Gabor 滤波器做纹理分析，计算量减少，效率提高。在文献 [69]中 Pichler 指出塔式或树结构小波变换是次优的，因为通道的参数如中心频率、方向与带宽等不能自由选择。

K.Sakai, P.Sajda和 L.H.Finkel^[70]利用修正的能量模型得到分析纹理的特征，再利用神经网络分辨纹理。S.R.Yhann 和 T.Y.Young^[71]利用一个 BP(back propagation 神经网络来实现低分辨率的纹理分割，边界上的象素分辨性能很差。C.Shang 和 K.Brown^[72]提出一种多层前向神经网络，第一部分是特征提取神经网络，第二部分是模式识别神经网络。Z.L.Wang, A.Guerriero 和 M.D.Sario^[73]比较了多种神经网络分析纹理的情况。他们利用五个纹理特征（能量、熵、相关性、均匀性、对比度）叙述了利用模糊 Kohonen 自组织特征映射（Kohonen self-organizing feature mapping）神经网络分割图象的算法。并把结果与模糊 ART2(adaptive resonance theory 神经网络的性能相比较。实验证明 Fuzzy SOFM 的性能较好。A.K.Jain 和 K.Karu^[74]参考了 Law^[2]的纹理模板的方式，利用神经网络学习分类模板，并且利用神经网络节点修剪技术^[75]减少神经网络规模。这种方法对有监视的纹理分割比较有效。P.P.Raghu, R.Poongodi 和 B.Yegnanarayana^[76]利用 Gabor 滤波器得到特征矢量，再利用矢量量化技术^[77]并利用 Hopfield 神经网络对纹理进行分类。

1.3 论文研究内容及编排

本文主要研究两大部分纹理图象：一是具有规则的纹理即有 Texton 的图象；另一类为非规则的纹理分析和识别。按我们的想法不管纹理是何种类型的，纹理都可以看成一种局部邻域

信息，具有层次性、尺度性、平移不变性和确定与随机二重性。纹理分析应是一种层次性的分析方法，纹理特征应能反映纹理的多尺度特征，纹理特征的提取应能综合多层次上的纹理信息（包括空域与频域）。

本论文共分八章。

第一章为绪论，对纹理的分析与识别方法作了简单的回顾与总结，并简要介绍了本论文的主要工作。

第二章介绍了论文在利用小波多通道滤波技术（wavelet multichannel filtering technique）分析纹理模型时，没有采用纹理图象的金字塔小波分解系数作为特征，而是采用树结构小波分解的方法，即采用小波包分解的方法，得到所希望的纹理图象空间频率通道上的分解系数，把这些通道上的能量作为纹理图象的特征。这是因为仅采用单一尺度分析纹理图象很难获得好的分类性能，采用多分辨分析小波变换后，可以克服这些困难。但是 Mallat 金字塔小波分解算法仅在低空间频率通道子图象上迭代分解。但是大量自然纹理图象具有准周期模式特征，所以用 Mallat 金字塔小波分解不足以得到纹理分类所需的足够信息。利用树结构小波分解获取空间频率中频通道的能量信息，而且还利用了低空间频率段上保留的结构统计信息，最后用 BP 神经网络实现纹理图象的分类。

第三章介绍了论文在规则纹理研究中，主要是在原来结构纹理信息提取中采用一些新方法，得到新的特征参数。在有监督的纹理识别过程中或在无监督规则纹理识别时得到纹理基元之后，可以把纹理基元作为学习样本，构造一个具有适应该纹理特征的滤波器，使其对该纹理具有独特的反应输出，这样这种滤波器的参数就可以构成一组新的纹理特征。本文使用小波滤波器是因为

它具有多分辨特性，另外利用 Daubechies 小波滤波器^[78]构造方法，我们可以选择构造的具体条件。这样可以在满足小波构造框架的条件下，提出一个局部滤波能量输出最小的附加条件，从而寻找该小波基在这过程中使用的最优化方法，本文中采用遗传算法 (genetic algorithm)^[79, 80]，因为它可以达到全局最优化。该方法可以应用于纺织纹理缺陷的检测，晶体结构纹理缺陷的自动检测等场合。本论文中提出了一种利用二维小波变换的新方法。提出用不同自适应小波基与纹理模式匹配的概念。与 Daubechies 的小波基不一样，其行和列采用不同的自适应正交小波基。并用遗传算法得到该行和列的小波基实验结果表明该方法能确定纹理缺陷的位置，为纹理缺陷的在线检测提供了新方法。它适合于检测许多具有规则的重复出现的纹理单元，如纺织纤维结构等的缺陷纹理图象。

第四章介绍了论文在空间/空间频率和多分辨技术的分析方法中的研究成果。在利用 Gabor 滤波器提取图象特征的研究中，目前 Gabor 滤波器参数均是采用预先设定的方法，对自然纹理的分析性能有所影响。设想采用自适应的方法选取空间/空间频率分析窗口。这里想借用小波神经网络逼近任意函数的方法，即先估计图象的空间频率分布情况，然后把 Gabor 小波滤波器覆盖分析范围。这样得到的输出特征数量较少，性能会有所提高。另外正如 Dunn 等人指出的那样，Gabor 滤波器的最优设计方法中，对空间尺度常数的选择是滤波器输出包络波动与边缘定位精度的折中考虑。空间尺度常数较大时，滤波器输出包络波动平缓，但是造成特征提取区域重叠，使纹理边界的定位精度降低。在空间尺度常数较小时，滤波器输出包络波动较大，不利于提取纹理图象的特征。本论文提出一种多分辨二项分布滤波器，并

从空域与频域两方面对二项分布滤波器及 Gabor 滤波器进行了分析比较。当两种滤波器的尺度空间常数很大时，它们的时域与频域性能基本相近。但在尺度空间常数较小时，二项分布滤波器的性能稍优于 Gabor 滤波器。而且二项分布滤波器的计算可以利用内插与迭代方法，因此计算比较简单。在对纹理图象的分类中其性能得到验证。

第五章介绍了在本论文中提出的一种利用分维特征，即自然纹理的自相似性进行纹理识别的研究方法文中利用八个分维纹理特征，即原始图象，高灰度图象，低灰度图象，四个方向 (0° 、 45° 、 90° 、 135°) 的梯度图象及二阶多分维共八个分维数作为特征值。分维的计算采用改进的盒子计数法 (MBCM)。最后利用 BP 神经网络进行纹理的分类识别。实验结果与其它技术进行了比较，并提出利用维纳滤波进一步改进分类性能的手段。

第六章介绍了本论文提出的一种改进的鲁棒有监督纹理图象的分割算法。基于实际纹理图象是分割图象迭加了不规则噪声的假设，用被污染的高斯分布描述待分割的图象。并且利用多分辨模型得到低分辨层上的模型参数，从而实现由粗到细直到纹理图象的每个像素的分割。另外在邻域关联节点先验信息利用上提出了更为合理的方法。因为在每层图象分割过程中，一个像素节点的邻域节点并没有全部决定。在八邻域系统分割次序为由上而下由左至右时，仅有四个像素节点的先验信息。这使得左上部分先验信息占优。为克服这个缺点，本文在各层分割中采用不同的次序。偶数层用由上而下由左至右，奇数层用由下而上由右至左。所以本文方法不仅计算量小而且分割结果也是较为精确的。

第七章介绍了本论文提出的一种基于进化算法的 SFSN (sampling frequency-sensitive network) 神经网络分类量化方法。该

算法把并行全局寻优的进化算法 EP(evolutionary programming) 融合进 SFSN 神经网络, 把进化算法与 SFSN 神经网络结合, 可以同时实现最优聚类数 结构优化 与分类 参数优化 的全局优化. 一般结构变化会导致参数优化的倒退, 但在本文方法中, 神经元多少的变化, 即结构的变异, 并不影响参数的优化, 而是继承了参数的优化成果, 使神经网络的结构优化与参数优化同时完成, 使进化进程更为有效. 即同时解决了最佳分类数与最佳矢量化问题. 实验结果证实了算法的有效性.

第八章对论文进行了总结, 并对进一步的研究作了展望.

第二章 纹理图象的小波分析与识别

2.1 引言

小波分析是调和分析——现代富里叶分析的重大突破. 小波分析的思想来源于伸缩与平移方法. 小波分析方法的提出可以追溯到 1910 年 Haar 提出的小波规范正交基及 1938 年 Littlewood-Paley 对 Fourier 级数建立的 L-P 理论, 即按二进制频率成分分组 Fourier 变换的相位变化本质上不影响函数的形状及大小. 随后, Calderon 于 1975 年用其早年发现的再生公式给出抛物线型空间上 H^1 的原子分解, 这个公式成为许多函数分解的出发点, 它的离散形式已接近小波展开, 只是还无法得到组成一正交系的结论. 1981 年 Stromberg 对 Haar 系进行了改造, 证明了小波函数的存在性. 1982 年 Battle 在构造量子场论中使用了类似 Calderon 再生公式的展开. 1984 年法国地球物理学家 Morlet 在分析地震波的局部性质时, 发现传统的 Fourier 变换难以达到要求, 因此他引入小波概念于信号分析中对信号进行分解. 随后, 理论物理学家 Grossman 对 Morlet 的这种信号按一个确定函数的伸缩平移系 $\left\{ |a|^{-\frac{1}{2}} \psi \left(\frac{x-b}{a} \right) : a, b \in R, a \neq 0 \right\}$ 展开的可行性进行了研究.