

基于空间结构统计建模的图像分类方法

刘金平¹, 唐朝晖², 朱建勇², 谭 珍²

(1. 湖南师范大学 数学与计算机科学学院, 长沙 410081; 2. 中南大学 信息科学与工程学院, 长沙 410083)

摘要: 提出一种基于图像空间结构统计建模的复杂纹理图像模式识别方法. 从理论上分析了复杂纹理图像空间结构的韦伯分布过程, 通过构造多尺度全向高斯导数滤波器, 获得复杂纹理图像在不同观测尺度上的全方向空间结构统计建模表征结果. 基于偏最小二乘-判决分析原理构建分类器, 实现了复杂纹理图像的分类识别. 实验结果表明, 所提出的图像空间结构统计建模方法能获得复杂纹理图像关键性的视觉感知特性, 基于该方法的图像分类准确率高且性能稳定.

关键词: 连续分裂理论; 统计建模; 韦伯分布; 偏最小二乘判决分析; 复杂纹理图像分类

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

Statistical modelling of spatial structures based image classification

LIU Jin-ping¹, TANG Zhao-hui², ZHU Jian-yong², TAN Zhen²

(1. College of Mathematics and Computer Science, Hu'nan Normal University, Changsha 410081, China; 2. School of Information Science and Engineering, Central South University, Changsha 410083, China. Correspondent: LIU Jin-ping, E-mail: ljp202518@163.com)

Abstract: A method of statistical modeling of spatial structures based complex textural image pattern recognition is presented. The Weibull distribution process of the spatial structures in the complex textural images is analyzed theoretically in advance. Subsequently, by filtering the images with a proposed filter bank of Gaussian derivative filters of multi-scale and omnidirectional, the multi-scale omnidirectional spatial structure features of the complex textural images are obtained by statistical modeling of the image's spatial structures. Based on the principle of partial least squares discriminant analysis, the image texture classification recognition model is established, which can be used to identify the pattern of the complex texture images effectively. Experimental results show that, the proposed image statistical modeling method achieves distinctive visual perception characteristics of the complex textural images, which has strong classification ability and stable classification performance.

Keywords: sequential fragmentation theory; statistical modeling; Weibull distribution; partial least square discriminant analysis(PLS-DA); complex textural image classification

0 引 言

随着数字化信息时代的来临, 视觉图像以其表现形式直观、信息蕴含量大、传输处理方便等一系列优点逐渐成为人类获取和充分利用各种信息的重要来源与基本手段. 近年来, 各式各样的数字图像资源更是呈现出爆炸性增长, 从海量的图像数据中快速检索出有用的信息成为当前人们在信息利用时的迫切需求. 因此, 基于内容的图像检索(CBIR)^[1]受到国内外研究者广泛关注. 决定图像内容检索性能的一个关键性步骤, 是从图像中获取最重要的视觉感知特性以呈现图像信息的有效表征. 常用的图像特征包括图像颜

色^[2]、内部目标形状、表面纹理^[3], 以及由这些特征组合而成的复杂特征^[4]. 获得视觉信息的有效表征之后, 采用神经网络、支持向量机等模式识别方法可以建立图像(场景)自动分类识别模型^[5], 以实现图像内容的自动分类检索.

自然界或者人工合成的一些图像是由大量局部同质碎片子块(如颗粒状图像)随机堆积而成, 对该类图像进行计算机自动处理和分析时, 很难提出有效的处理方法(如目标分割与提取)以获取图像中各个独立目标进行目标形状、轮廓和大小等物理特征表征. 因此, 对这类图像进行计算机处理与分析时, 往往考

收稿日期: 2014-04-04; 修回日期: 2014-09-29.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61472134, 61171192, 61272337).

作者简介: 刘金平(1983—), 男, 讲师, 博士, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 唐朝晖(1965—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂工业过程建模、故障诊断与优化控制等研究.

考虑的是图像所表现出来的特殊纹理特性。

纹理特性是视觉图像中非常重要的视觉线索^[6], 在图像分析、识别中应用广泛. 在基于机器视觉的工业过程监控中, 纹理还被应用于工况状态的机器感知, 获得较好的智能感知结果^[7]. 虽然人类视觉可以有效感知图像或者视觉场景中各种复杂纹理模式, 但是图像纹理的机器感知仍然存在巨大难题. 为了有效表征图像纹理特性, 研究者提出了多种图像纹理特征提取与表征方法, 依据处理方式的不同可以分为: 基于统计量描述的方法、基于结构表述的方法和基于模型的方法^[8]. 在基于统计量描述方法中, 灰度共生矩阵 (GLCM)^[9]、局部二进模式 (LBP)^[10] 以及基于这些方法的改进方法得到了最广泛的研究和应用, 但是所提取的统计描述特征与人类视觉脱节且缺乏实际的物理意义而无法实现视觉图像精细、有意义的描述, 也就难以解决那些无明显前景背景区分、由大量局部同质碎片子块随机堆积而成的复杂纹理图像的准确分类识别问题^[11]. 基于结构的纹理分析方法^[12]主要用于处理、分析人工合成的特殊纹理模式, 难以有效应对具有各种复杂甚至分形形状的自然纹理图像的有效分类识别. 基于模型的方法试图以某种概率模型来描述图像中像素点与相邻像素点关系的随机过程, 比如一些研究者采用马尔科夫随机场 (MRF) 模型来表征视觉图像的全局性结构特性^[13]. 近年来, 基于图像局部码本构造与局部特征表征的图像分类方法得到了广泛的重视, 并在一些图像分类识别实验中取得了较好的分类结果^[6,14]. 基于模型的方法为图像纹理的有效描述提供了一种很好的思路, 但是当前的方法大多没有很好地利用人类视觉的感知特性, 无论是全局的还是局部性的纹理特征, 基本上都没有从理论上分析这些复杂纹理图像空间结构信息所应服从的统计分布模型; 或者对于假定的概率模型往往需要大量的图像样本进行模型学习, 模型精度差或者适应性不强, 难以广泛应用. 总之, 视觉图像表面纹理所表现出来的微观异构性、复杂性等计算机描述与表征能力并不如人们预期的那样取得巨大成功.

本文针对当前的图像内容检索系统在区分那些无前背景区分、由大量局部同质碎片 (颗粒) 随机堆积而成的复杂纹理图像时存在的难题, 从人类视觉感知特性出发, 从理论上验证了该类复杂纹理图像的空间结构的统计分布特性, 提出一种基于多尺度全方向高斯导数滤波的复杂纹理图像空间结构统计分布建模方法, 提取了纹理图像在不同高斯观测尺度上的全方向空间结构的统计特征参量, 最后基于偏最小二乘判决分析 (PLS-DA) 原理实现了复杂纹理图像的有效分

类识别.

1 图像空间结构韦伯分布过程

图像所表现出来的视觉特性是由视觉场景中所有同质局部碎片子块 (颗粒) 的随机分布特性所决定的. 如果采集图像的视觉传感器具有足够大的分辨率, 场景中众多的局部细节会将视觉场景分隔成大量的局部碎片子块区域 (每个细小碎片区域内部具有一致的空间灰度特性). 如果视觉传感器分辨率减小, 相邻局部碎片子块结构将重新组合, 合并后的局部碎片仍然构成图像中的一个相对较粗略的局部碎片子块. 图像空间结构随着视觉传感器分辨率大小的改变而改变的过程表明: 图像中的局部碎片颗粒结构的分布过程可以用一个连续分裂过程进行描述^[15]. 根据 Brown 的连续碎片理论^[16], 图像中的局部碎片结构的连续分裂过程服从指数分布规律, 可用下式来描述:

$$f(x' \rightarrow x) = \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\lambda-1}. \quad (1)$$

其中: $x' \rightarrow x$ 表示从图像中粗颗粒局部碎片结构 x' 分解到更精细的图像分片结构 x 的过程, 参数 β 表示局部分片结构的平均光强, λ 是一个自由参数, 且满足 $\lambda \geq 0$. 视觉图像由大量局部碎片组成, 这些局部碎片子块 (颗粒) 的边缘结构的光强分布 (直方图分布) 是由这些服从指数分布的碎片颗粒累积而成的^[15], 即

$$n(x) = c \int_x^{\infty} n(x') f(x' \rightarrow x) dx'. \quad (2)$$

其中: $n(x)$ 代表图像的边缘细节光强的直方图分布, 由所有对比度 $x' \rightarrow x$ 的局部颗粒的边缘细节结构构成. 将式 (1) 代入 (2), 取 $c = 1/\beta$, 求解可得

$$n(x) = \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\lambda-1} \int_x^{\infty} n(x') d\left(\frac{x'}{\beta}\right). \quad (3)$$

通过求解式 (3), 可得 $n(x)$ 本质上服从 Weibull 分布规律^[15], 即 $n(x)$ 可由下式表示:

$$n(x) = N_T \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\lambda-1} \cdot e^{-\frac{1}{\lambda} \left(\frac{x}{\beta}\right)^{\lambda}}, \quad (4)$$

其中 $N_T = \int_0^{\infty} n(m) dm$ 为归一化的特征参量. 研究表明, Weibull 分布参数可以有效刻画视觉图像表面空间结构的统计分布特性, 分布模型的各个参数与人类视觉感知的某些特性直接相关^[15]. 在式 (4) 所述的 Weibull 分布中, λ 为形状参数, 反映了视觉图像中同质纹理子块的粒度大小, β 为尺度参数, 与图像的光照对比度直接相关. 研究表明, 通过改变 Weibull 分布的模型参数, Weibull 分布可以表示一系列经典的统计分布模型形状, 当 $\lambda = 1$ 时, Weibull 分布变成均值为 β 的指数分布; 当 $\lambda = 3.6$ 时, 该分布基本接近于高斯分布. 并有研究表明, 形状参数 λ 与图像分形维数直接相关^[16], 图像的分形维数 $D_f = -3\lambda$.

2 图像空间结构统计特征提取

2.1 高斯导数滤波

视觉图像在任意像素点的局部空间结构可以由图像函数 $I(x, y)$ 在该点的泰勒展开公式获得. 图像 $I(x, y)$ 的近似泰勒表达式为

$$\hat{I}(x, y) = \hat{I} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} I_x \\ I_y \end{bmatrix} + \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} I_{xx} & I_{xy} \\ I_{yx} & I_{yy} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} + \dots \quad (5)$$

式(5)表明, 视觉图像的观测值实际上是在一定的空间观测尺上通过累积图像的空间结构信息而获得的, 正好说明图像中最重要视觉特性是由图像的空间结构所决定的. 式(5)中的微分项 $I_{x^m y^n}$ 代表了图像的空间结构信息, 可通过高斯导数滤波器获得, 即

$$I_{x^m y^n}(x, y) = I(x, y)G_{x^m y^n}(x, y, \sigma). \quad (6)$$

其中: $G_{x^m y^n}(x, y, \sigma)$ 表示高斯导数滤波器, 该滤波器在 x 和 y 方向的导数阶数分别为 m 和 n , $m \geq 0, n \geq 0, \sigma$ 为高斯函数的尺度参数. 为了简化描述, 设 $G_{\kappa, \sigma}$ 为 κ 阶高斯导数滤波器, 其中 $\kappa = m + n$. 由上节的分析可知, 图像的全局视觉空间结构在统计上是服从 Weibull 分布的, 因此可通过建立视觉图像全局空间结构的 Weibull 分布模型来有效表征图像的视觉特性. 图 1(a) 和图 1(b) 分别显示了 Brodatz 纹理图像库中的原始图像 D37 和该图像对应的空间结构细节 ($IG_{1, \sigma}$), 图 1(c) 显示了该图像空间结构的 Weibull 分布统计建模结果, 纵坐标代表概率密度 (取自然对数后的结果显示). 图 1 表明, 采用 Weibull 分布建模能有效表征这些由大量局部同质子块构成的复杂纹理图像全局空间结构的视觉特性.

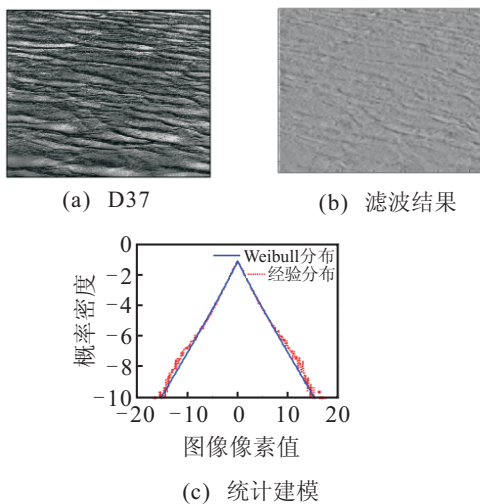


图 1 图像空间结构 Weibull 分布统计建模

2.2 全向高斯导数滤波

采用 $G_{k, \sigma}$ 进行图像滤波可以获得原始图像在 x

和 y 方向的高斯导数滤波结果, 即获得体现原始图像在对应方向上的空间结构特性. 但是, 自然图像中的一些空间结构细节往往是带方向性的, 如图 1(a) 中的原始图像 D37 具有极为明显的朝向特性. 为了充分考虑视觉信息中的多方向空间结构细节, 有必要构造视觉图像的全方向空间结构滤波结果. 因此, 需要在传统的高斯导数滤波的基础上引入方向信息, 获得任意朝向下的图像空间结构视觉特性.

设 f^θ 为函数 f 的方向操作, $G_{\kappa, \sigma}^\theta$ 为 $G_{k, \sigma}$ 旋转角度 θ 后的结果. 根据 Freeman^[17] 的研究结果, 通过加权累加有限方向的高斯导数滤波器可以构造出任意旋转角度下的高斯导数滤波器, 即任意角度 θ 的高斯导数滤波器 $G_{\kappa, \sigma}^\theta$ 可通过下式计算:

$$G_{\kappa, \sigma}^\theta(x, y) = \sum_{i=1}^M k_i(\theta) G_{i, \sigma}^\theta(x, y). \quad (7)$$

为获得 $G_{\kappa, \sigma}^\theta(x, y)$ 的最优表达方式, 可通过选取最少的高斯导数滤波基来表达 $G_{\kappa, \sigma}^\theta$. 设至少需要 M 个高斯导数滤波基, 将 $G_{\kappa, \sigma}^\theta$ 转换到极坐标下表示为 $G_{\kappa, \sigma}^\theta(\gamma, \phi)$, 其中 $\gamma = \sqrt{x^2 + y^2}, \phi = \text{angle}(x, y)$, 对 $G_{\kappa, \sigma}^\theta$ 进行傅里叶级数分解得到

$$F\{G_{\kappa, \sigma}(\gamma, \phi)\} = \sum_{n=0}^N a_n(\gamma) e^{in\phi}. \quad (8)$$

式(8)表明, 最优高斯导数基的数目 M 与 $G_{\kappa, \sigma}(\gamma, \phi)$ 的傅里叶级数中非零谐波分量的个数相等, 也就是 M 等于 $a_n(\gamma)$ 中不等于 0 的个数之和. 因此, 通过对极坐标下 $G_{\kappa, \sigma}$ 的傅里叶变换求解可得 $k_i(\theta)$, 即

$$\begin{bmatrix} 1 \\ e^{i\theta} \\ \vdots \\ e^{in\theta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{i\theta_1} & e^{i\theta_2} & \dots & e^{i\theta_M} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{in\theta_1} & e^{in\theta_2} & \dots & e^{in\theta_M} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1(\theta) \\ k_2(\theta) \\ \vdots \\ k_i(\theta) \end{bmatrix}. \quad (9)$$

当选定好合适的图像高斯导数滤波基后, 通过求解方程(9)即可获得 $k_i(\theta)$ 的值. 图 2(a) 和图 2(b) 分别显示了 $G_{1, \sigma}$ 和 $G_{2, \sigma}$ 在 $0 \sim \pi$ 间多个朝向的高斯导数滤波器.

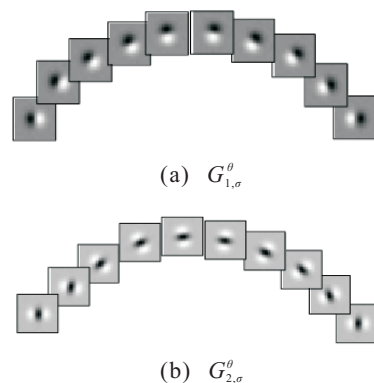


图 2 特定方向的高斯导数滤波器

2.3 图像多尺度全向高斯导数滤波特征提取

视觉图像的空间结构除了带有明显的方向性外还与观测尺度有一定关系. 从式(6)可以看出, 图像空间结构与高斯导数滤波器的尺度参数 σ 直接相关. 为了获得视觉图像在不同观测尺度下的空间结构信息, 本文通过选用不同的高斯观测尺度 σ 进行全方向的图像空间结构特性分析. 图3直观地显示了图1中的图像D37在不同观测尺度下的全方向空间结构信息的Weibull分布参数的极坐标.

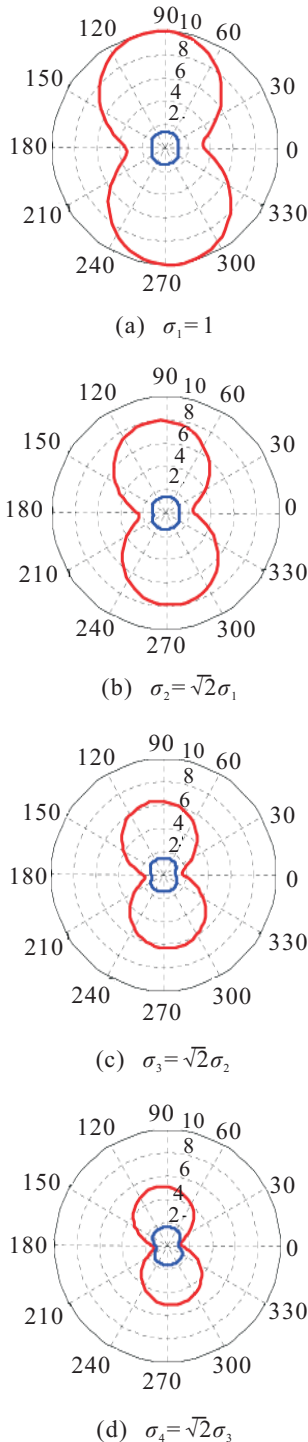


图3 图像全方向空间结构的Weibull分布特征极坐标显示

设图像空间结构的高斯观测尺度为 σ , 对于任意

一幅图像, 可以获得该尺度下图像的全方向空间结构的统计分布特征, 即

$$f_{img,\sigma} = [\beta_{\min,\sigma}, \beta_{\max,\sigma}, \theta_{\beta,\sigma}, \lambda_{\min,\sigma}, \lambda_{\max,\sigma}, \theta_{\lambda,\sigma}]. \quad (10)$$

其中: $\beta_{\min,\sigma}$ 和 $\beta_{\max,\sigma}$ 分别表示在高斯观测尺度 σ 下对图像进行全方向高斯导数滤波后, 采用Weibull分布进行统计建模后获得的尺度参数 β 的最小值和最大值; $\lambda_{\min,\sigma}$ 和 $\lambda_{\max,\sigma}$ 分别表示该尺度下所获得的形状参数 λ 的最小值和最大值; $\theta_{\beta,\sigma}$ 和 $\theta_{\lambda,\sigma}$ 分别表示获得最大 β 值和 λ 值的方向. 设图像空间结构的 T 个高斯空间观测尺度为 $[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_T]$, 图像的多尺度全方向空间结构统计分布特征可表示为

$$f_{img} = [f_{img,\sigma_1}, f_{img,\sigma_2}, \dots, f_{img,\sigma_T}]. \quad (11)$$

3 纹理图像分类

3.1 分类模型建立

图像分类问题从本质上可看作是一个基于多元图像特征变量的非线性函数的逼近问题. 解决该问题常用的方法包括 K -近邻法、相似类别软独立建模分类法、人工神经网络、支持向量机(SVM)和偏最小二乘判别分析法(PLS-DA)等^[18]. 在这些方法中, PLS-DA^[19]是基于PLS回归的一种判别分析方法, 在构造分类模型时考虑了辅助矩阵以代码形式提供类成员信息, 同时拥有PLS的特征提取与降噪的优点. 研究表明, PLS-DA能够有效降低输入变量维数, 获得良好分类效果. 因此, 本文选用PLS-DA方法构建图像分类模型.

设图像空间结构特性向量为 x_t , 对应的类别标签为 y_t , 通过PLS-DA方法可以建立从 x_t 到 y_t 有效的映射模型. 设 x_t 和 y_t 可用如下模型表示:

$$\begin{cases} x_t = z_t P^T + e_t, \\ y_t = m_t Q^T + \eta_t. \end{cases} \quad (12)$$

其中: P 和 Q 为需要通过图像样本经模型训练得到的模型参数矩阵, 满足 $P^T P = I$, $Q^T Q = I$; e_t 和 η_t 为回归残差; z_t 和 m_t 在偏最小二乘(PLS)表达中称为潜变量, 主要用来建立 x_t 与 y_t 的相关性模型. z_t 和 m_t 的线性回归模型可以表示为 $m_t = z_t B$, 其中回归因子 B 可以表示为 $B = (z_t^T z_t)^{-1} z_t^T m_t$. 在进行图像分类判决时, 首先根据 P 求出待测样本 x_{test} 的得分向量 z_{test} , 然后根据下式求得该样本对应的类型标签 \hat{y}_{test} :

$$\hat{y}_{test|class} = \begin{cases} 1 (\text{判决为 } \omega_0), & \hat{y}_{test} \geq \bar{y}; \\ -1 (\text{判决为 } \omega_1), & \hat{y}_{test} < \bar{y}. \end{cases} \quad (13)$$

其中 \bar{y} 为选取的阈值, 通过选用合适的 \bar{y} 可以使分类误差最小. 为解决具有 n 类样本的图像分类问题, 可

以采用分类决策树的方法,通过建立 $n-1$ 个 PLS-DA 分类器相互串联实现 n 类图像样本的准确分类识别^[20].

3.2 实验结果与分析

在 Brodatz 纹理图像数据集上随机选择 40 幅纹理图像作为本次实验的验证数据. 所选用的实验图像如图 4 所示, 每幅图像原始大小为 640×640 , 包含 256 个灰度级. 每幅图像被分割成 25 幅 128×128 大小且完全不重叠的子图像块, 来自于同一幅原始图像的纹理图像子块被标记为同一图像类别, 这样所构造的实验数据集共包括 40 个类别共 1000 幅纹理图像. 在进行图像分类实验时, 每一类图像随机选用其中的 N_T 个图像作为训练样本, 其余的作为测试样本, 其中 $N_T = 2, 3, \dots, 8$. 上述样本在随机选择训练与测试中, 都被随机实验了 8 次, 通过计算 8 次的平均分类正确率来评价图像分类方法的性能.

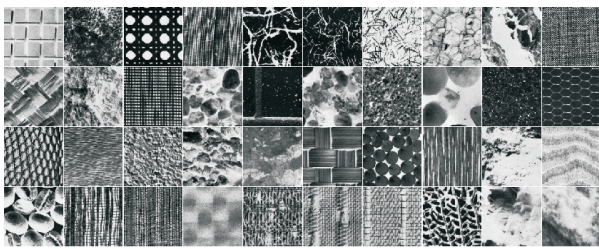


图 4 实验中使用的 40 类 Brodatz 纹理图像

为了方便描述, 将本文所提出的基于图像空间结构统计建模描述的图像特征提取方法标记为 SSMS. 图 5(a) 显示了基于 SSMS 和 PLS-DA 分类模型进行图像分类识别的结果. 其中 G_i 代表选用第 i 阶全向高斯导数滤波器进行图像空间结构特征提取, $G_i + G_j$ 代表了联合 i 阶和 j 阶图像空间的结构特征. 在对图像空间结构进行多尺度高斯分析中, 选择 $[1, \sqrt{2}, 2, 2\sqrt{2}]$ 这 4 个不同的高斯尺度. 图中识别率代表选用不同的训练样本进行训练, 并被随机重复 8 次实验后获得的平均分类准确率. 由图 5(a) 的识别结果可以看出, 单独选用 1 阶高斯导数滤波器的分类识别结果最好, 单独选用 3 阶高斯导数滤波器时图像分类识别性能较差, 当联合选用 $G_1 + G_2 + G_3$ 的图像空间结构特征进行分类识别时能获得最好的分类识别结果.

为了进一步评价所提出的图像纹理特征表征方法对复杂纹理图像分类识别上的性能, 选取了一些有代表性的图像分类方法, 在同样测试数据集上对这些分类方法的图像分类性能进行了对比实验. 所选用的图像纹理特征提取或表征方法包括:

1) 基于 GLCM 的图像分类识别方法^[21]. 将图像量化为 16, 32, 64 个灰度级别, 在各个灰度级别下, 分

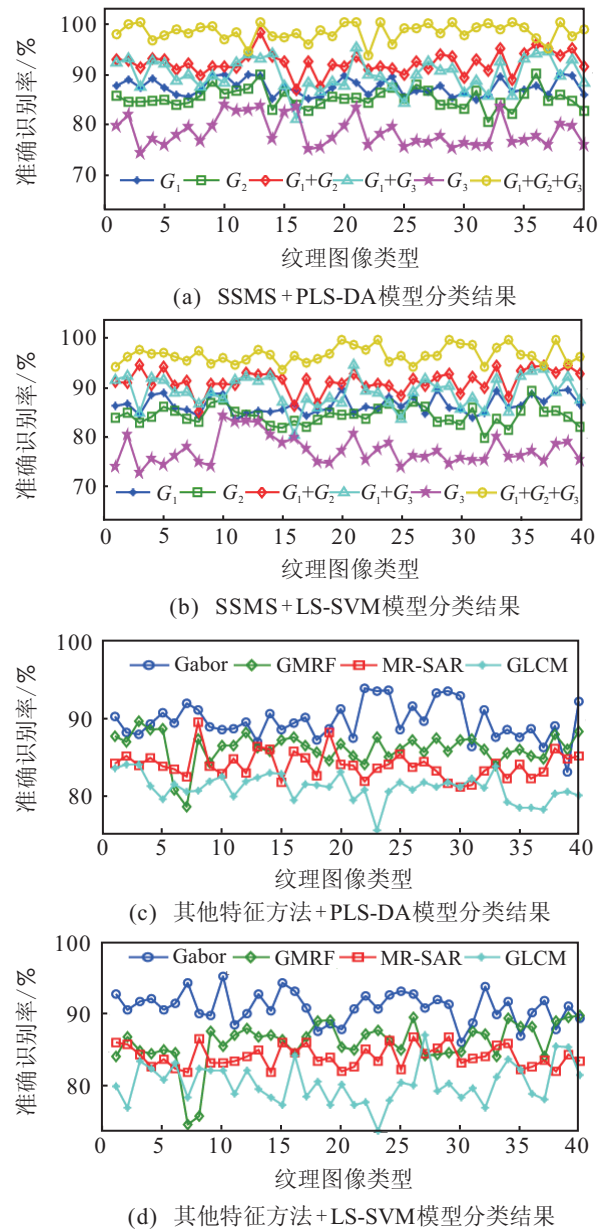


图 5 纹理图像分类识别结果对比

别计算位移为 l_i ($l_i \in [2, 5, 10, 15]$)、方向为 θ_j ($\theta_j \in [0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ]$) 的灰度共生矩阵 $GLCM_{i,j}(l_i, \theta_j)$. 基于所获得的每个矩阵计算二阶统计参量: 能量、对比度、相关性、熵等 14 个 Haralick 特征^[21], 通过计算各特征的平均值构成图像的纹理特征参量.

2) 基于 Gabor 小波变换^[22]的图像分类识别方法. 将图像进行 5 尺度、7 方向的 Gabor 小波变换, 计算每个 Gabor 滤波带能量谱的均值和方差 (共 70 个参量构成) 作为图像的 Gabor 小波纹理特征向量.

3) 基于多分辨率自回归模型 (MR-SAR)^[23]的图像分类识别方法. 采用高斯金字塔模型将图像分解为具有 n ($n=3$) 个分辨率的图像子带, 在不同的分解子带上建立 p (在本实验中 $p=8$) 阶的自回归 (SAR) 模型进行图像纹理建模, 采用最小二乘拟合的方法获得 SAR 模型的 $p+2$ 个参数. 在实际的分类实验中, 由

于有两个参数是与图像亮度直接相关的特征, 本文取这两个参数相除后的结果代替这两个参数获得一个与图像亮度无关的特征, 即对每个子带经过 SAR 建模后获得 $p+1$ 个特征。

4) 基于高斯马尔科夫随机场 (GMRF)^[24] 模型的图像分类识别. 采用正交离散小波变换构造图像的多分辨率表示, 在各个分解子带上进行 GMRF 建模, 采用最小二乘拟和的方法获得 GMRF 的参数估计结果. 对于二阶的 8 邻域系统, 每个小波分解子带可以获得 11 维的特征向量。

与图像分类性能相关的另外一个非常重要的因素是分类器的构造. 在对比实验中, 为了有效验证所提出的图像空间结构统计特征参量在图像分类识别中的性能, 选用了本文描述的 PLS-DA 分类模型和 LS-SVM^[25] 方法分别与这些图像特征提取方法进行结合, 进行图像分类识别对比实验。

图 5(b) 显示了基于本文所提出的图像空间结构统计特征提取方法 (SSMS) 结合 LS-SVM 模型进行分类识别的性能结果. 图 5(c) 显示了基于其他图像纹理特征表征方法 (GLCM、Gabor、MR-SAR、GMRF) 在 PLS-DA 模型下的图像分类准确率, 图 5(d) 显示了这些方法采用 LS-SVM 分类模型获得的图像分类识别准确率。

综合图 5(a)~图 5(d) 的图像分类结果进行对比分析, 当选用本文提出的基于 SSMS 方法的特征进行图像分类时, 在 PLS-DA 分类模型下 40 种图像样本的平均分类准确率达到 98.28%, 采用 LS-SVM 分类模型时 40 种图像样本的平均分类准确率也达到 96.98%. 而选用其他的图像纹理特征进行图像分类识别时, 无论选用 PLS-DA 分类模型还是选用 LS-SVM 分类模型, 图像分类识别准确率均相对较低, 其中基于 Gabor 的特征的图像分类识别性能最好, 选用 Gabor 小波特征结合 PLS-DA 分类模型, 40 种纹理图像样本的平均分类准确率为 90.12%, 而选用 LS-SVM 分类模型下获得的图像分类准确率为 89.82%. 选用基于 GLCM 和 MR-SAR 特征进行图像分类识别时, 对某些复杂的图像类型因难以有效表征该类纹理图像的空间结构, 图像分类识别性能较差。

对比分类结果可以得出如下结论: 如果选用本文提出的图像多尺度全方向空间结构统计分布特征进行图像分类识别时, 无论选用 PLS-DA 还是 LS-SVM 分类模型都能取得较高的分类准确率, 且在同样的图像特征下 PLS-DA 或 LS-SVM 分类模型所获得图像分类性能基本一致. 当然, 如果选用 PLS-DA 模型进行图像分类时由于 PLS-DA 具有特征选择

与降噪的优点, 少量类别图像纹理分类准确率略高于 LS-SVM 分类模型的准确分类率. 与其他类似的图像分类识别方法相比, 采用本文提出的图像空间结构特征参量在进行图像分类识别时, 选择用较少的图像样本进行训练即可获得较高的图像分类识别准确率且性能稳定。

4 结 论

本文将连续分裂理论引入图像空间结构的统计特性描述中, 从理论上验证了为大量局部同质碎片子块堆积而成的复杂纹理图像空间结构服从 Weibull 分布的过程. 提出了一种多尺度全方向高斯导数图像滤波方法, 有效获取了复杂纹理图像在不同观测尺度下全方向空间结构的视觉特性; 基于 PLS-DA 原理建立了图像分类模型, 实现了复杂纹理图像的自动分类与机器鉴别. 本文提出的方法在 Brodatz 纹理库上进行了分类识别实验, 获得了较好的分类识别结果. 由于本文从理论上分析了这些为大量局部同质碎片子块 (颗粒) 随机堆积而成的复杂纹理图像空间结构的统计分布特点, 所获取的图像特征参数与人类视觉感知特性密切相关. 与其他方法相比, 本文的图像分类识别方法采用较少的训练样本即可获得较高的分类精度且图像分类性能稳定。

参考文献(References)

- [1] Muneesawang P, Guan L. An interactive approach for CBIR using a network of radial basis functions[J]. IEEE Trans on Multimedia, 2004, 6(5): 703-716.
 - [2] Guo Z H, Zhang L, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification[J]. IEEE T Image Process, 2010, 19(6): 1657-1663.
 - [3] Shrivastava N, Tyagi V. Content based image retrieval based on relative locations of multiple regions of interest using selective regions matching[J]. Information Sciences, 2014, 25: 212-224.
 - [4] Liu Y, Zhang D, Lu G, et al. A survey of content-based image retrieval with high-level semantics[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(1): 262-282.
 - [5] Elalami M. A new matching strategy for content based image retrieval system[J]. Applied Soft Computing, 2014, 14: 407-418.
 - [6] Liu L, Fieguth P W. Texture classification from random features[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3): 574-586.
 - [7] 刘金平, 桂卫华, 唐朝晖. 基于纹理粗细度测量的铝土矿浮选过程最佳精选泡沫状态分析[J]. 控制与决策, 2013, 28(7): 1013-1017.
- (Liu J P, Gui W H, Tang Z H. Analysis of the best

- production condition of cleaner froth in bauxite flotation process based on froth texture coarseness measurement[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(7): 1013-1017.)
- [8] 刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622-635.
(Liu L, Kuang G Y. Overview of image textural feature extraction methods[J]. *J of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635.)
- [9] 薄华, 马缚龙, 焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. *电子学报*, 2006, 34(1): 155-158.
(Bo H, Ma F L, Jiao L C. Research on computation of GLCM of image texture[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, 34(1): 155-158.)
- [10] Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance(LBPV) with global matching[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(3): 706-719.
- [11] 刘金平, 桂卫华, 牟学民, 等. 基于 Gabor 小波的浮选泡沫图像纹理特征提取[J]. *仪器仪表学报*, 2010, 31(8): 1769-1775.
(Liu J P, Gui W H, Mu X M, et al. Flotation froth image texture feature extraction based on Gabor wavelets[J]. *Chinese J of Scientific Instrument*, 2010, 31(8): 1769-1775.)
- [12] Aujol J-F, Gilboa G, Chan T, et al. Structure-texture image decomposition-modeling, algorithms, and parameter selection[J]. *Int J of Computer Vision*, 2006, 67(1): 111-136.
- [13] Povlow B R, Dunn S M. Texture classification using noncasual hidden Markov models[C]. *Proc of the Computer Vision And Pattern Recognition*. New York, 1993: 642-643.
- [14] Li L, Yunli L, Fieguth P W, et al. BRINT: Binary rotation invariant and noise tolerant texture classification[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2014, 23(7): 3071-3084.
- [15] Geusebroek J-M, Smeulders A W. A six-stimulus theory for stochastic texture[J]. *Int J of Computer Vision*, 2005, 62(1/2): 7-16.
- [16] Brown W K. A theory of sequential fragmentation and its astronomical applications[J]. *J of Astrophysics and Astronomy*, 1989, 10(1): 89-112.
- [17] Freeman W T, Adelson E H. The design and use of steerable filters[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(9): 891-906.
- [18] 张涛, 洪文学. 基于模糊度的计算几何分类器权重分配[J]. *控制与决策*, 2013, 28(4): 569-573.
(Zhang T, Hong W X. Weight calculation for computational geometry combining classifier using fuzzy of class space[J]. *Control and Decision*, 2013, 28(4): 569-573.)
- [19] Chevallier S, Bertrand D, Kohler A, et al. Application of PLS-DA in multivariate image analysis[J]. *J of Chemometrics*, 2006, 20(5): 221-229.
- [20] 董学锋, 戴连奎, 黄承伟. 结合 PLS-DA 与 SVM 的近红外光谱软测量方法[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2012, 46(5): 824-829.
(Dong X F, Dai L K, Huang C W. Near-infrared spectroscopy soft-sensing method by combining partial least squares discriminant analysis and support vector machine[J]. *J of Zhejiang University: Engineering Science*, 2012, 46(5): 824-829.)
- [21] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I H. Textural features for image classification[J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics*, 1973, 3(6): 610-621.
- [22] Manjunath B S, Ma W-Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(8): 837-842.
- [23] Mao J, Jain A K. Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models[J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(2): 173-188.
- [24] Wang L, Liu J. Texture classification using multiresolution Markov random field models[J]. *Pattern Recognition Letters*, 1999, 20(2): 171-182.
- [25] Suykens J, Van Gestel T, De Brabanter J, et al. *Least squares support vector machines*[M]. Singapore: World Scientific, 2002: 71-116.

(责任编辑: 孙艺红)