

基于统计量模板的半调图像特征提取与分类

文志强 胡永祥 朱文球

(湖南工业大学计算机与通信学院 株洲 412007)

摘 要 为了实现误差分散半调图像的分类,提出了基于统计量模板的半调图像特征提取与分类方法。利用像素对的概念和统计量模板的特征描述方法,提出了基于分块的特征提取算法。提出了类特征矩阵概念;通过建立误差目标函数和利用梯度下降法来求取最优类特征矩阵,以描述半调图像的分类;探讨了最优类特征矩阵的特性。实验中,与其他类似方法进行了分类性能比较,探讨了参数对分类性能的影响,分析了特征提取算法的时间复杂度。大量实验比较和分析表明,提出的方法是有效的。

关键词 半调图像,误差分散,统计量模板,分类

中图分类号 TN911.73, TP391.41 **文献标识码** A

Feature Extraction and Classification of Halftone Image Based on Statistics Template

WEN Zhi-qiang HU Yong-xiang ZHU Wen-qiu

(School of Computer & Communication, Hunan University of Technology, Zhuzhou 412007, China)

Abstract Feature extraction and classification method was presented based on statistics template for classifying halftone images produced by various error diffusion methods. Statistics template was described as the descriptor of texture feature of halftone image according to the definition of pixel pairs, and a feature extraction method was presented based on image patches. The ideas of class feature matrices was proposed acting as the descriptor of category and then the optimization problem was formulized by establishing error object function and utilizing gradient descent method to seek the optimal class feature matrices. The characteristics of class feature matrices were discussed by experiments. In experiments, the performance comparisons of our method with two similar methods were conducted. The influences of parameter on classification performance were also discussed and time complexity of feature extraction algorithm was analysed. Experimental results demonstrate that the proposed method is effective.

Keywords Halftone image, Error diffusion, Statistics template, Classification

1 引言

数字半调也称为空间抖动(Spatial dithering),指对一幅连续色调的图像进行二值化处理,然后用这些黑白二色的点来表示各个等级灰度的技术。由于人眼的空间接近特性和低通特性,人眼观察到半调处理后的输出图像(称为半(色)调图像)局部平均灰度近似于原始图像的局部平均灰度值,在一定观察范围内形成了视觉上的连续色调效果,以替代具有连续色调的图像。数字半调技术已广泛应用到打印、印刷、显示设备以及图像压缩等领域。到目前为止,人们提出了许多数字半调技术,包括有序抖动法^[1]、误差分散法^[2]、点分散法^[3]、查找表法(lookup table, LUT)^[4]等,这些技术较成熟,得到了广泛的使用。

由半调图像重构连续色调图像为逆半调,属于图像恢复领域,可广泛应用于纸质图像数字化、数字出版系统及图像压缩等领域。目前研究的逆半调技术大多是针对特定半调模式

开发的逆半调技术。例如,针对有序抖动类半调图像,有低通滤波的逆半调方法^[5]、概率建模方法^[6]。针对误差分散类半调图像,有基于马尔科夫随机场和最大后验概率估计的方法^[7]、基于约束集和投影运算的方法^[8]。对点分散半调图像的逆问题,有最优逆半调方法^[9]。这些技术利用了半调图像的相关知识和参数,能实现对指定半调图像的最优重建,但在实际应用中,半调图像类型是未知的,因此最优重建很难实现。也有一些逆半调技术适应于不同半调模式,如神经网络方法^[10]、彩色逆半调方法^[11]、树型结构 LUT 逆半调方法^[12]、基于边缘的 LUT 逆半调方法^[13]、基于局部统计特性和 LUT 的逆半调方法^[14]。但实际上,不同半调模式具有各自不同的特性,如周期性、点分布、点分散性、点相关性等。由于缺少相关知识和特征,这些技术同样很难获得半调图像的最优重建。

为了解决上述问题,人们尝试通过半调图像分类的方法来识别半调模式类型。在目前公开发表的论文中,针对半调图像分类方法的报道不多。Chung 等早在 1997 年对 4 类半

到稿日期:2013-05-21 返修日期:2013-07-23 本文受国家自然科学基金项目(61170102),湖南省自然科学基金项目(11JJ3070),湖南省教育厅科研项目(12A039)资助。

文志强(1973—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:zhqwen20001@163.com;胡永祥(1973—),男,博士,副教授,主要研究方向为图像配准、模式识别;朱文球(1969—),男,硕士,教授,主要研究方向为图像处理。

调图像使用增强一维相关函数和反向传播(back propagation, BP)神经网络进行分类,然后采用不同类型的滤波模板实现图像重建^[15]。孔月萍等利用增强一维相关函数与灰度共生矩阵进行9类半调图像特征建模,然后利用决策树实现半调图像的分类^[16,17]。Liu等针对4种类型的半调图像,利用支持区域和最小均方(least mean square, LMS)算法对半调图像进行分类,然后分别采用不同的逆半调技术重建原始图像^[18]。稍后,他们针对9种类型的半调图像,采用LMS算法对半调图像频谱进行特征建模,然后采用朴素贝叶斯方法进行分类^[19]。上述文献在半调图像分类方面的成果是有效的,但是上述方法对误差分散法中的6类方法(如表1所列)分类效果不理想,而且这些文献都尽量回避这个问题。如文献[16-18]都只实现了对3种误差分散法的分类。误差分散法包含了6种常用子方法,它们采用相同的半调思想和不同的滤波器,产生的半调纹理差别不明显,是最难于识别的。图1显示了使用6种误差分散法产生的peper半调图像(其子图从左至右、从上至下对应表1中的序号),图2显示了其对应的傅里叶频谱。图1中的半调图像除子图(f)外,其他的纹理差异不明显,同样在图2中的傅里叶频谱除了子图(f)外,其他的频谱分布特征差异不明显。误差分散法的算法复杂度低,产生的半调图像质量好,大量关于人物、景物等自然图像的输出都采用该方法。因此,有必要实现6种误差分散法的分类机制,以更好地推广已有的逆半调技术。本文集中在6种误差分散法的分类机制下进行研究,提出一种基于统计量模板的特征建模方法及分类方法。

表1 6种误差分散法及其缩写

编号	缩写	算法特点
1	Bur	使用 Burkers 滤波器
2	Sie	使用 Sierra 滤波器
3	Stu	使用 Stucki 滤波器
4	Jar	使用 Jarvis 滤波器
5	Flo	使用 Floyd-Steinberg 滤波器
6	Ste	使用 Stenenson 滤波器

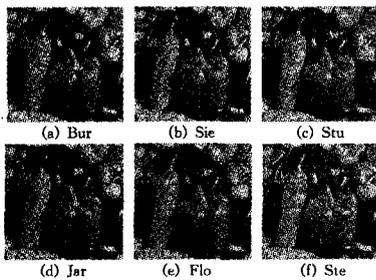


图1 半调图像示例(256×256, peper 图像)

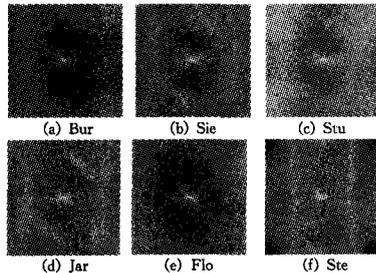


图2 半调图像的傅里叶频谱

2 误差分散法

误差分散法是从纯粹的“点处理”过渡到“邻域处理”的误

差分散传播法。原始图像被规格化为灰度值在 $[0,1]$ 范围内。图像开始一行接一行地顺序转换,每一个点的灰度值都和一个固定的阈值比较,如果大于或等于阈值,则该点置为1,否则为0。它们之间的误差按照一定的比例被分散到邻域中尚未访问到的点。对于这些未访问的点,随后的比较就在固定阈值、该点的灰度值以及分散误差之间进行。不同的分散传播方式及传播系数可导出如表1所列的6种误差分散法。具体滤波器如图3所示,图中系数表示传递误差的比例。图3中被处理像素与误差传播邻域像素的最大邻域是 4×7 ,如图3(f)所示;最小邻域是 2×3 ,如图3(a)所示。

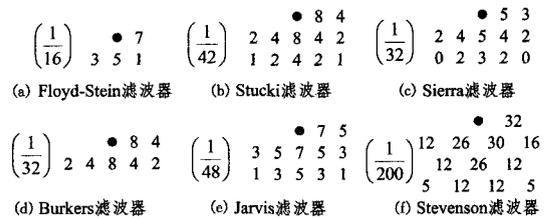


图3 分散误差滤波器

3 统计量特征提取

3.1 统计量特征

为了下文描述的方便,像素对定义为图像中相邻的两个像素。如图4所示,设 A 为正在处理的像素, B 为 A 的相邻像素,其相邻距离为 d ,方向为 θ ,则 AB 形成相距 d 、方向为 θ 的像素对。由于半调图像中每个像素只能为0或1, AB 存在4种类型的像素对:0-0、0-1、1-0、1-1。由于0-1、1-0具有可交换性,合并统称为1-0像素对。因此,半调图像中存在3种像素对:0-0、1-0和1-1。

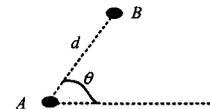


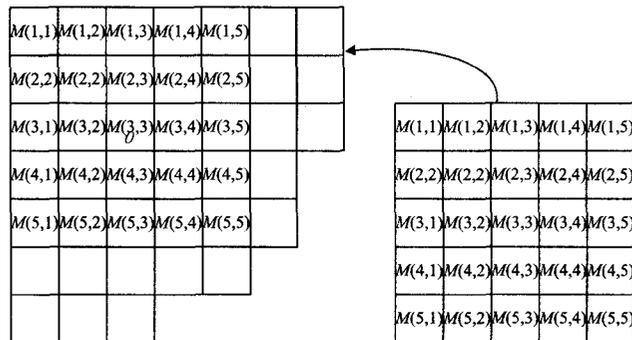
图4 像素对示例

由于各种误差分散法采用的滤波器不同,会导致在不同方向不同相邻距离上的不同种类像素对的数量不同。由于图像的离散性,我们可用一个矩阵来存储一种像素对在不同距离和方向上的统计量,称其为统计量模板。统计量模板的中心元素(图5(b)中的 $M(3,3)$,矩阵大小为 5×5)对应于图4中的 A 像素,其值为空;其他元素用来存储相邻中心元素 d 、方向为 θ 的某种像素对数量,对应于图4中的 B 像素。本文建立3个统计量模板分别用来存储上述3种像素对的数量,分别设为 M_{10} 、 M_{11} 和 M_{00} ,其大小为 $L\times L$ (为了保证每个方向的一致性, M_{10} 、 M_{11} 和 M_{00} 均为方阵, L 为奇数以保证统计量模板具有对称性)。以模板中心元素与半调图像中某一像素(称为被处理像素)对应,并进行邻域覆盖,然后统计模板范围内各像素与被处理像素形成的1-0、1-1、0-0对个数。不断更改被处理像素直到覆盖到整个图像。最后对统计量模板进行归一化处理以获得对图像的统计特征描述。图5(b)显示了 5×5 的模板 M ,图5(a)给出了以模板中心 $M(3,3)$ 与图像中某一像素位置(设为 O)对应并覆盖邻域的示意图。于是,可获取模板矩阵中心 $M(3,3)$ 所对应半调图像像素 $f(i,j)$ 与该模板覆盖邻域像素 $f(u,v)$ 的3种像素对数量。如果不断更改像素 O 位置,则可获得3种像素对的统计量。设图像大小为 $W\times H$ (灰度图像),则统计方法如式(1)所示。

$$\begin{cases} M_{11}(x,y) = M_{10}(x,y) + 1, \text{ if } f(i,j) = 1 \text{ and } f(u,v) = 1 \\ M_{00}(x,y) = M_{00}(x,y) + 1, \text{ if } f(i,j) = 0 \text{ and } f(u,v) = 0 \\ M_{10}(x,y) = M_{10}(x,y) + 1, \text{ else} \end{cases}$$

(1)

这里满足 $u = i - \text{fix}(L/2) + x - 1, v = j - \text{fix}(L/2) + y - 1$ 且 $1 \leq i, u \leq W, 1 \leq j, v \leq H, 1 \leq x \leq L, 1 \leq y \leq L$, 且统计量矩阵 M_{10}, M_{11} 和 M_{00} 初始为 0 矩阵。



(a) 统计量模板 M 覆盖后的图像

(b) 统计量模板 M

图 5 统计量特征建模方法

3.2 统计量特征提取

半调图像中的半调模式具有局部性。在使用半调算法对图像进行半调处理时都采用相应滤波器对被处理像素及其邻域进行二值化处理及误差传播,对应的邻域子块能体现半调技术特点。特征提取算法实现的基本思想是首先对图像分块,提取每一个图像块的统计量特征。假设 B_i 表示半调图像 f 的第 i 个子块,设为 $K \times K$,从子块 B_i 获取统计量模板 M (为 M_{10}, M_{11} 和 M_{00}),则基于统计量模板的特征提取算法 (Feature Extraction based on Statistic Template, FEST) 如下:

第 1 步 获取半调图像 f , 将该图像分成大小相同的块 $B_i (i=1, \dots, n, n$ 为块数)。初始化半调图像统计特征 M (大小为 $L \times L$) 为零矩阵。 $i=1$ 。

第 2 步 获取 B_i 的统计量模板 M_i , 并且 $M = M + M_i$;

第 3 步 $i=i+1$, 假如 $i \leq n$, 转至第 2 步, 否则转至第 4 步;

第 4 步 对统计量 M 进行归一化。

上述算法中涉及到参数 K 的选择。生成半调图像的 6 种误差分散法都采用特定滤波器与原始图像进行操作,因此,参数 K 至少满足 $K > \min(T_i)$, 其中 $T_i (1 \leq i \leq 6)$ 为第 i 种误差分散法的滤波器覆盖邻域的大小。由图 3 中的 6 种误差分散滤波器知,满足 $K > 7$ 。在实验中,取 $K=32$ 能保证我们设计的统计特征模板至少覆盖一个误差分散滤波器。

4 半调图像的分类方法

4.1 类特征矩阵

利用 FEST 算法提取的统计量矩阵可以作为如神经网络、支持向量机分类器等输入向量,但由于统计量矩阵展开后的维数较高,分类效果不理想,本文为表 1 中每类方法产生的半调图像 (也称为已标记的半调图像样本) 设计一个特征矩阵,分别记为 W_1, \dots, W_6 , 称为类特征矩阵,然后建立优化目标函数来获取该类特征矩阵。通过这种方法获得的 6 个类特征矩阵具有各自的特性,可用来描述使用该类半调算法产生的半调模式特征。

设矩阵 A, B 具有相同的尺寸 $W \times H$, 则矩阵 A 与 B 点积记为 $A \cdot B$, 满足:

$$A \cdot B = \sum_{u=1}^W \sum_{v=1}^H A(u,v) \times B(u,v)$$

矩阵点积满足交换律: $A \cdot B = B \cdot A$ 。

样本空间包含 6 类样本,其标记分别为 $1, \dots, 6$ 。 n 幅原始图像由 6 种误差分散法分别产生 $N = 6 * n$ 幅半调图像样本,然后利用 FEST 算法,提取 N 个统计量模板 (M_{10}, M_{11} 或 M_{00}) 作为训练样本,记为 $M_1, \dots, M_N (L \times L)$ 。其类标记分别为 $\text{label}(M_1), \dots, \text{label}(M_N)$, 表明产生半调图像的方法类型。给定第 i 个样本 M_i 作为输入,与之相对应的目标输出为向量 $v_i (v_i = [v_{i1}, \dots, v_{i6}], i=1, \dots, N)$ 和 6 个类特征矩阵 W_1, \dots, W_6 , 则实际输出与目标输出的误差记为

$$e_i = \sum_{j=1}^6 (v_{ij} - M_i \cdot W_j)^2 \quad (2)$$

$$v_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{if } j = \text{label}(M_i) \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

对于 N 个样本,则总误差为

$$e = \sum_{i=1}^N e_i \quad (3)$$

训练的寻找类特征矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$, 使得误差 e 最小。对式 (2) 中矩阵 W_j 中的元素 $W_j(x, y)$ 求导得:

$$\frac{\partial e_i}{\partial W_j(x, y)} = -2(v_{ij} - M_i \cdot W_j) W_j(x, y) \quad (4)$$

其中 $1 \leq x \leq L, 1 \leq y \leq L$ 。利用梯度下降法 (5) 可得求解矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$ 的迭代公式 (6), 其中式 (5) 和式 (6) 中 η 为学习因子, k 为迭代次数。

$$W_j^{k+1}(x, y) = W_j^k(x, y) - \eta \frac{\partial e_i}{\partial W_j^k(x, y)} \quad (5)$$

$$W_j^{k+1}(x, y) = W_j^k(x, y) + 2\eta(v_{ij} - M_i \cdot W_j) M_i(x, y) \quad (6)$$

算法 1

第 1 步 初始化参数: 迭代次数 inner_iterations 和 outer_iterations, 样本总数 N 及类特征矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$, 迭代参数 $t=0, i=1$, 结束迭代的阈值 ϵ_1, ϵ_2 大于零, 学习因子 η 。

第 2 步 给定样本统计量 M_i , 令 $W_j^0 = W_j (j=1, \dots, 6), k=0$ 。

1) 根据式 (8), 获取 $W_j^{k+1} (j=1, \dots, 6)$ 。

2) 计算 $\Delta W_j^{k+1} (j=1, \dots, 6)$ 变化率及误差 e_i 。

3) 假如 $\Delta W_j^{k+1} (j=1, \dots, 6)$ 小于 ϵ_1 或者 $k > \text{inner_iterations}$, 则结束迭代, 否则 $k=k+1$, 转至 1)。

第 3 步 $W_j = W_j^k (j=1, \dots, 6)$ 。假如 $i=N$, 则转至第 4 步, 否则 $i=i+1$, 转至第 2 步。

第 4 步 统计总误差 $e = \sum_{i=1}^N e_i$, 如果 $e < \epsilon_2$ 或 $t = \text{outer_iterations}$, 则算法结束, 否则 $t=t+1, i=1$ 。

求取式 (3) 最小误差的算法如算法 1 所示, 该算法采用梯度下降法来实现迭代优化求解, 根据文献 [20], 该算法是收敛的, 其收敛过程如图 6 所示。通过上述算法, 获得使总误差最小的类特征矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$, 它可代表每类半调图像样本的特征向量。算法 1 中, 可用 $[-1, 1]$ 范围内的随机数初始化类特征矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$; 学习因子 η 设置为 $0.1 \sim 5.0$ 之间可获得好的效果, 实验中取 $\eta=0.1$; ϵ_1 取 10^{-3} 及 ϵ_2 取 1.0 可满足算法收敛的要求。另外, 为了减少迭代次数, inner_iterations 和 outer_iterations 值不能取得太大, 实验中 inner_iterations 取 10, outer_iterations 取 200。在算法 1 的实验结果中, 以 6 类各 1000 幅半调图像的统计量特征 M_{10} 作为样本输入, 获取相应的类特征矩阵 $W_j (j=1, \dots, 6)$, 并绘制成三维

曲面,如图 7 所示($L=15$)。图 7 中纵坐标表示特征值 $W(x, y)$ 。子图从左至右、从上至下对应 6 个类特征矩阵 $W_l (l=1, \dots, 6)$ 。每个矩阵的中心元素设置为矩阵的平均值。这些获得的每个类特征矩阵中的特征绝对值与其他类特征矩阵中的特征绝对值是不相同的,也就是说图 7 中各子图之间的曲面都有其各自的特征。类特征矩阵中的特征正值表明该类样本统计量模板中该位置具有更多的 1-0 像素对;负值则恰恰相反。

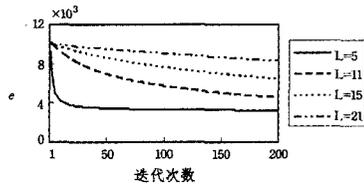


图 6 总误差 e 随着迭代次数而收敛的过程($\eta=0.1$)

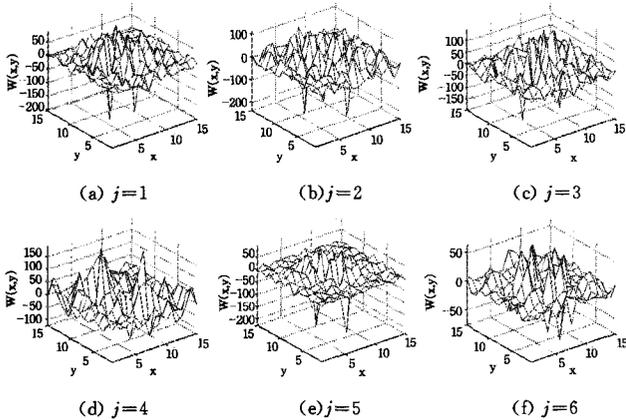


图 7 6 个类特征矩阵($L=15$)的三维曲面示意图

4.2 分类方法

由上述类特征矩阵的求解方法知分类方法是:给定测试样本的统计量特征 M ,则计算 M 与类特征矩阵 $W_l (l=1, \dots, 6)$ 的矩阵点积实际输出向量 y_l ,有

$$y_l = M \cdot W_l (l=1, \dots, 6) \quad (7)$$

则测试样本的分类规则为

$$g(y) = \arg \max_l y_l \quad (8)$$

为了方便,我们称该方法为最大标量方法(Maximum Scalar, MS)。

5 实验结果及比较

5.1 实验数据

实验中我们采用 Matlab 作为实验的编程工具,在 Windows XP 环境下进行实验,计算机采用 Intel 芯片, C15-2500CPU, 3.3GHz 主频, 4G 内存。图像数据来源于 <http://decsai.ugr.es/cvg/dbimagenes/>,共收集 1000 幅原始图像(图像大小为 256×256)。每幅原始图像分别采用表 1 中的 6 种半调方法转化为相应的半调图像,因此,总训练图像有 6000 幅,随机选取每类图像 500 幅半调图像作为训练样本(假设半调类型已知),而余下的图像作为测试样本。

分类性能评价由分类错误率来描述,对于多分类问题,有两个方面的参数:平均分类错误率及分类错误率方差。假设有 c 类样本,如果第 i 类测试样本数为 n_i ,正确识别数为 m_i ,则第 i 类的分类错误率 $e_i = (n_i - m_i) / n_i \times 100\%$,则平均分类错误率 $\bar{e} = \sum_{i=1}^c e_i$,分类错误率方差 $v = \sqrt{\frac{1}{c} \sum_{i=1}^c (e_i - \bar{e})^2}$ 。

\bar{e} 越小表明分类器的性能越好,满足 $\bar{e} > 0$; v 表明分类错误率的波动程度,其值越大,说明分类错误率分布越不均匀,分类器的性能越不稳定。其次,为了更好地评价分类性能,选取不同的样本运行 20 次程序,计算分类错误率 \bar{e} 的平均值(称为总平均分类错误率 error)作为分类器性能的度量标准。同样,计算 20 次分类错误率方差 v 的平均值(称为总平均分类错误率方差 var)来衡量分类错误率的波动程度。

动程度,其值越大,说明分类错误率分布越不均匀,分类器的性能越不稳定。其次,为了更好地评价分类性能,选取不同的样本运行 20 次程序,计算分类错误率 \bar{e} 的平均值(称为总平均分类错误率 error)作为分类器性能的度量标准。同样,计算 20 次分类错误率方差 v 的平均值(称为总平均分类错误率方差 var)来衡量分类错误率的波动程度。

5.2 实验比较

本实验比较所提方法与其他类似方法的性能。为了验证性能的有效性,本文提出的提取特征(采用 M_{10} 和 M_{11} 特征)及分类方法(记为 $M_{10}(M_{11})+MS, L=15$)与当前应用于半调图像分类的两种方法进行比较。第一种方法是使用 LMS 对半调图像的傅里叶频谱进行特征建模,利用贝叶斯方法实现分类(LMS+Bayes)^[19],第二种方法是使用自相关函数(AF)提取半调图像的特征,然后使用 BP 神经网络实现分类(AF+BP)^[15]。表 2 分别列出上述 4 种分类方法应用于半调图像分类的总平均分类错误率 error 及总平均分类错误率方差 var。从表 2 可看出,本文所提方法($M_{10}(M_{11})+MS$)的总平均分类错误率低,而且使 $M_{10}+MS$ 的 error 最低为 2.57%,平均分类错误率方差也是最小的,且小于 3.0%。由此可知,所提出的方法要优于 LMS+Bayes 和 BP 方法。主要原因是:6 种误差分散法产生的半调图像空域纹理和频域纹理的差别都不明显,LMS+Bayes 和 BP 方法都很难做出正确的判决,而 M_{10} (或 M_{11})+MS 方法是依据误差分散法中各误差分散滤波器的特点及相关已知信息来设计统计量模板作为分类的输入特征,有利于更好地降低分类错误率。

表 2 各种方法的分类错误率比较

性能参数	AF+BP	LMS+Bayes	$M_{10}+MS$	$M_{11}+MS$
error(%)	9.96	9.62	2.57	4.63
var(%)	5.72	2.51	2.82	4.71

5.3 参数影响

本实验测试输入特征 $M_{10}(M_{11})$ 及参数 L 对 MS 方法的性能影响。图 8(a)显示了 M_{10} 作为输入特征及不同参数 L 的 MS 分类性能;图 8(b)显示了 M_{11} 作为输入特征及不同参数 L 的 MS 分类性能。从图 8 可看到,1)不管哪种特征作为输入,绘制的分类性能 error 曲线呈现出一条类似于抛物线形状的曲线,当 $L=11 \sim 19$ 时,MS 的 error 最小,但是从整体来看,图 8(a)的 error 曲线位置比图 8(b)的 error 曲线位置更低;2) M_{10} 作为输入特征时,其 var 曲线与其相对应的 error 曲线几乎相似,而 M_{11} 作为输入特征时,var 曲线变化复杂。由此可说明, M_{10} 作为输入特征要比 M_{11} 具有更好的可判性。

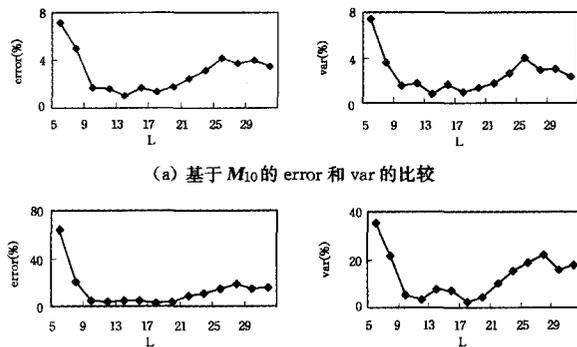


图 8 参数 L 对分类性能的比较

- [5] 张路. 本体映射中概念语义相似度计算方法研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2010
- [6] 张承立, 陈剑波, 齐开悦. 基于语义网的语义相似度算法改进[J]. 计算机工程与应用, 2006, 17: 165-179
- [7] 冯嘉礼. 人工神经元的一种定性映射解释[J]. 计算机科学, 2001, 28(S1): 248
- [8] 王涛, 樊孝忠, 朱俭. 基于属性重心剖分模型和 LSA 的文本相似度计算[C]//2010 3rd International Conference on Computational

- [9] 潘谦红, 王炬, 史忠植. 基于属性论的文本相似度计算[J]. 计算机学报, 1999, 22(6): 651-655
- [10] 甘健侯, 姜跃, 夏幼明. 本体方法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2011: 73-74
- [11] 张忠平, 田淑霞, 刘洪强. 一种综合的本体相似度计算方法[J]. 计算机科学, 2008, 35(12): 142-182
- [12] 王学锋, 周晶洁, 殷明, 等. 货物学(第二版)[M]. 上海: 同济大学出版社, 2009: 232-242

(上接第 97 页)

5.4 时间复杂性分析

基于统计量模板的特征提取算法中, 模板移动至某一像素位置需要做 $L * L$ 次比较和累加, 而一幅图像包含了 WH 个像素, 因此时间复杂度为 $O(WHL^2)$ 。文献[15]自相关函数方法的时间复杂度是 $O(WHL^2)$, 但其需要做 WHL^2 次乘法, 因此本文提出的特征提取方法速度要更快一些。不同 K 值时的时间开销比较如表 3 所列。参数 L 越大, 则建模时间开销越大, 图 9 显示了建模时间开销与参数 L 的关系, 建模时间开销几乎成线性关系增加。

表 3 不同 K 值时的时间开销 (s)

K	32	64	128	256
本文方法	0.013	0.051	0.199	0.813
自相关方法 ^[15]	0.219	0.155	0.715	3.00

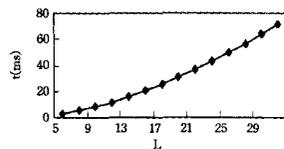


图 9 不同 L 对建模时间开销的影响

结束语 针对误差分散半调图像分类问题, 对半调图像特征提取方法进行了研究。根据误差分散半调图像的特点, 给出了像素对的概念和统计量模板描述模型, 提出了基于统计量模板的特征提取方法。其次, 建立了误差最小优化目标函数, 利用梯度下降法来求取最优类特征矩阵, 以此来描述类特征。分析了迭代求解的收敛性和类特征矩阵可分性。最后, 通过大量实验比较和分析, 验证了所提方法的有效性。

下一步将集中进行误差分散半调图像特点的深入分析、基于统计量模板的分类方法研究及统计量模板的扩展。

参考文献

- [1] Ulichney R. Digital halftoning and the physical reconstruction function[D]. Cambridge: MIT, 1986
- [2] Ulichney R. Dithering with blue noise[J]. Proceedings of the IEEE, 1988, 76(1): 56-79
- [3] Knuth DE. Digital halftones by dot diffusion[J]. ACM Transactions Graph, 1987, 6(4): 245-273
- [4] Mese M, Vaidyanathan P. Look up table Method for inverse halftoning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 10(10): 1566-1578
- [5] Miceli C M, Parker K J. Inverse halftoning[J]. Journal of Electron Imaging, 1992, 1: 143-151

- [6] Saika Y, Okamoto K, Matsubara F. Probabilistic Modeling to Inverse Halftoning based on Super Resolution[C]//Proceedings of International Conference on Control, Automation and Systems. New York: IEEE Press, 2010: 162-167
- [7] Stevenson R. Inverse Halftoning via MAP Estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1997, 6(4): 574-583
- [8] Unal G B, Cetin A E. Restoration of error-diffused images using projection onto convex sets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(12): 1836-1841
- [9] Mese M, Vaidyanathan P. Optimized halftoning using dot diffusion and methods for inverse halftoning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4): 691-709
- [10] Huang W B, Su A W, Kuo Y H. Neural network based method for image halftoning and inverse halftoning[J]. Expert Systems with Applications, 2008, 34: 2491-2501
- [11] Fung Y, Chan Y. A POCS-Based Restoration Algorithm for Restoring Halftoned Color-Quantized Images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(7): 1985-1992
- [12] Mese M, Vaidyanathan P. Tree-structured method for LUT inverse halftoning and for image halftone[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 644-655
- [13] Chung K, Wu S. Inverse halftoning algorithm using edge-based lookup table approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1583-1589
- [14] Suetake N, Tanaka G, et al. Look-Up Table and Gaussian Filter-Based Inverse Halftoning Method Excellent in Gray-Scale Reproducibility of Details and Flat Regions[J]. OPTICAL REVIEW, 2009, 16(6): 594-600
- [15] Chang P C, Yu C S. Neural net classification and LMS reconstruction to halftone images[C]//Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering. San Jose: SPIE, 1997, 3309: 592-602
- [16] 孔月萍, 曾平, 张跃鹏. 一种半调图像分类识别算法[J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2011, 38(5): 62-69
- [17] 孔月萍. 图像逆半调及其质量评价技术研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2008
- [18] Liu Y F, Guo J M, Lee J D. Inverse Halftoning Based on the Bayesian Theorem[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(4): 1077-1084
- [19] Liu Y F, Guo J M, Lee J D. Halftone Image Classification Using LMS Algorithm and Naive Bayes[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(10): 2837-2847
- [20] 黄平, 孟永刚. 最优化理论与方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2009