

档案图像空间相关性分析*

杨有¹, 尚晋², 郑琼³

(1. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 400047; 2. 重庆航天职业技术学院, 重庆 400021; 3. 中国电力工程顾问有限公司, 北京 100120)

摘要 对档案图像的空间相关性进行分析,有助于对档案图像的进一步处理和分析。通过使用相关系数和灰度共生矩阵这两个相关性度量准则,分别获得档案图像在像素级、像素对级和像素块级的相关性数据,在此基础上,通过对相关性数据的分布状态进行描述和解释,指出了档案图像的空间相关性特点。实验结果表明自然图像和档案图像具有明显不一样的空间相关性,具体表现在:自然图像中大量的纹理导致了自然图像的行相关性高于档案图像;档案图像结构化层次的版面导致了档案图像的列相关性分布比自然图像更加杂乱;档案图像的纹理粗糙性,导致了档案图像灰度共生矩阵的分布比自然图像更加集中。

关键词 档案图像;空间相关性;相关系数;灰度共生矩阵

中图分类号: TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1672-6693(2010)04-0065-04

相关是表示两个变量间相互关系的密切程度和联系程度,它表达的是一种不精确、不稳定的变化关系。图像的空间相关性表达的是像素间或像素集合之间的联系。它可以反映图像的清晰度,为图像融合提供度量准则^[1];它可以描述等尺寸子块的相似程度,为组成分形图像编码的匹配对提供依据^[2];它还可以反映图像纹理,为基于图像纹理的应用提供参考^[3]。除此之外,图像的灰度空间相关性还可为图像补全和图像去噪提供帮助。因此,对图像空间相关性的分析具有重要意义。而档案图像和自然图像不一样,它有自身的许多特性^[4-5],其空间相关性也有别于自然图像。了解这种差别,有助于作者研究档案图像的处理理论和建立应用技术方

案图像的处理理论和建立应用技术方

度量图像的空间相关性的因素包括相关系数(Correlation coefficient)、灰度共生矩阵(Gray level cooccurrence matrix, GLCM)、Markov 场模型和互信息量等,度量的方法可以在像素之间、像素对之间和像素块(集合)之间进行。本文从相关系数和 GLCM 两个方面分析档案图像的空间相关性,为档案图像的进一步处理提供帮助。

1 相关系数度量

1.1 相关系数的定义

设 X, Y 为代表两幅灰度图像的矩阵, \bar{X} 和 \bar{Y} 为其图像均值,则这两幅图像的相关系数定义为

$$R(X, Y) = \frac{\sum (X - \bar{X})(Y - \bar{Y})}{\sqrt{\sum (X - \bar{X})^2 \sum (Y - \bar{Y})^2}}$$

$R(X, Y)$ 反映了图像 X 和图像 Y 之间的相似程度。如果 $R(X, Y) = 1$,则矩阵 X 所代表的图像和矩阵 Y 所代表的图像完全相似;如果 $R(X, Y) = 0$,则矩阵 X 和矩阵 Y 所代表的图像完全不相似。当将相关系数用于分形图像编码时,相关系数 $|R(X, Y)|$ 越大,即越接近于1,则 X, Y 在分形图像编码中成为匹配对的可能性越大,或者说,两个等尺寸的子块只有相关系数大时才有可能组成匹配对。

1.2 行(列)相关分析

使用图1所示的两幅原始图像,计算它们相邻行或相邻列之间的相关系数,得到图2和图3所示的相关系数曲线。在图2或图3中,曲线上任意一点 (a, b) 代表第 b 行(列)与第 $(b+1)$ 行(列)的相关

* 收稿日期 2009-08-30 修回日期 2010-03-10

资助项目:重庆师范大学博士基金(No. 10XLB006),云南省2009年社会发展科技计划(No. 2009ZC128M)

作者简介:杨有,男,副教授,博士,研究方向为档案图像处理。

系数为 a_n 。



图 1 原始输入图像

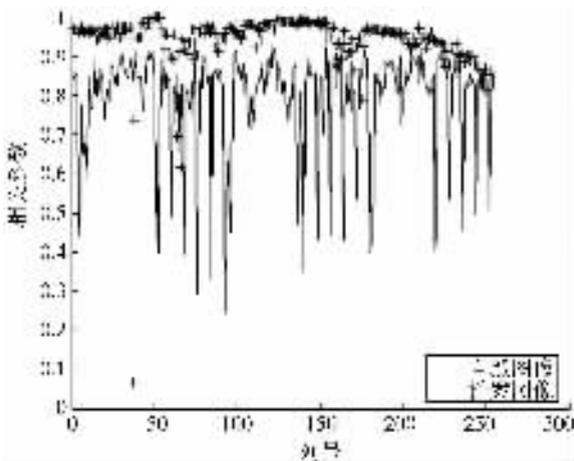


图 2 相邻行的相关系数

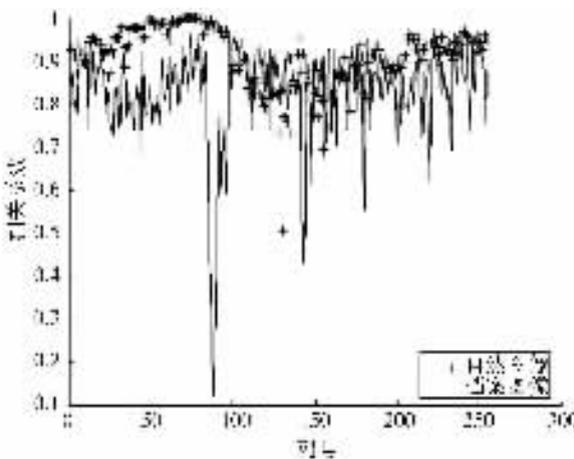


图 3 相邻列的相关系数

在图 2 中,由符号“+”组成的曲线和实线分别表示自然图像和档案图像相邻行之间的相关性,从图中可以看出:①平均来讲,自然图像的行相关性比档案图像的行相关性要高。这是因为自然图像中存在大量纹理,纹理区域中像素的相关性是比较强的;而档案图像的纹理相对较少,相邻行之间的相关性较弱。②总体来讲,档案图像的行相关性变化比自

然图像剧烈,而且变化的幅度和频率似有一种规律。这是因为该幅档案图像的版面具有高度结构化层次,其行数据的变化遵循版面层次的变化。反之,自然图像没有结构化的版面,其行数据的变化难有规律可言。事实上,该幅档案图像具有三行文字,对应着上图中的三次行相关性变化区域,其中背景区域的行相关性变化比较小,而文字区域的行相关性变化比较大。③自然图像对应的行相关性曲线,在行号为 37 的地方有一次剧变,它表示第 37 行和第 38 行之间的相关系数为 0.068 2,此对应图 1(a)从背景区域刚进入摄影师头顶的两行数据的变化,它是最无规律可循的,因此这两行的相关系数最小。

在图 3 中,由符号“+”组成的曲线和实线分别表示自然图像和档案图像相邻列之间的相关性,从图中可以看出:①从相关性的强度上讲,档案图像和自然图像的列相关系数大体相当,不如行相关系数那样存在明显的差别。②档案图像的列相关性变化不如行相关性变化剧烈,而且无规律可言。这是因为从列的方向来看,相邻列之间数据的变化没有层次结构引起的区域跳变,而且列数据与层次结构无关,导致列相关性无规律可言。③档案图像的第 88 列和第 89 列的相关性最小,达到 0.121 2。它仅仅是数据意义上的相关性最小,在图 1(b)中难以发现明显特征。

1.3 块相关分析

块相关分析的本质就是图像相关性,其计算公式仍为前面介绍的 $R(X, Y)$ 的计算公式。只不过块相关分析反映的是二维的面相关,而前面介绍的是一维的线相关。

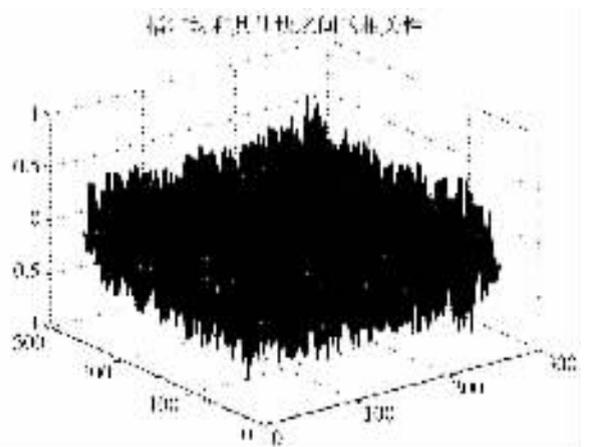


图 4 档案图像块相关性曲面

图4为图1(b)所示档案图像中指定块遍历整个档案图像得到的相关系数图。在该图中,指定块的起始位置为(20,120),块大小为(8×8),指定块内包含大量目标像素。从图中可以看出:指定块与其他块的相关系数参差不齐,没有明显规律可循。这说明在档案图像中,使用基于像素块的压缩方案对目标进行编码所付出的代价是比较高的。事实上,在文本档案图像中,数据冗余主要集中在字符级,而字符对应的像素点集合和像素块是有本质区别的,字符级冗余主要采用模式匹配和替换(Pattern matching and substitute, PM&S)^[6]的方法进行压缩。

除相关系数外,度量块的相似性的准则还包括平均绝对误差函数(Mean of absolute error, MAE)、互相关函数(Cross correlation function, CCF)、均方误差函数(Mean of square error, MSE)、最大误差最小函数(MME)、绝对误差和(Sum of absolute differ-

ence, SAD)和最大匹配像素数^[7],这些准则往往在运动估计中使用,其中MSE匹配精度最高、效果最好,SAD准则效果略差,但计算量小,易于实现。

2 灰度共生矩阵度量

灰度共生矩阵表示图像中相距($\Delta x, \Delta y$)的两个灰度像素同时出现的联合概率分布,其中 Δx 和 Δy 的范围大小由两个参数决定:像素间距 δ 和方向 θ ,其中 $\Delta x = \delta \cos \theta, \Delta y = \delta \sin \theta$ 。

设灰度图像为 $f(x, y)$,其灰度级为 L ,则有 $f(x, y) \in [0, L-1]$ 。对图像中任一区域 R ,定义 S 为其中具有特定空间关系的像素对的集合,则可定义共生矩阵 $CM_{(\delta, \theta)}(i, j)$ 为

$$CM_{(\delta, \theta)}(i, j) = \text{card}\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S \mid f(x_1, y_1) = i \ \& \ f(x_2, y_2) = j\}$$

对共生矩阵 $CM_{(\delta, \theta)}(i, j)$ 进行归一化,可得

$$CM_{(\delta, \theta)}(i, j) = \frac{\text{card}\{[(x_1, y_1), (x_2, y_2)] \in S \mid f(x_1, y_1) = i \ \& \ f(x_2, y_2) = j\}}{\text{card}(S)}$$

其中 $i, j \in [0, L-1], x_2 = x_1 + \delta \cos \theta, y_2 = y_1 + \delta \sin \theta, \text{card}(S)$ 表示集合 S 中对 $CM_{(\delta, \theta)}(i, j)$ 有贡献的元素的个数。

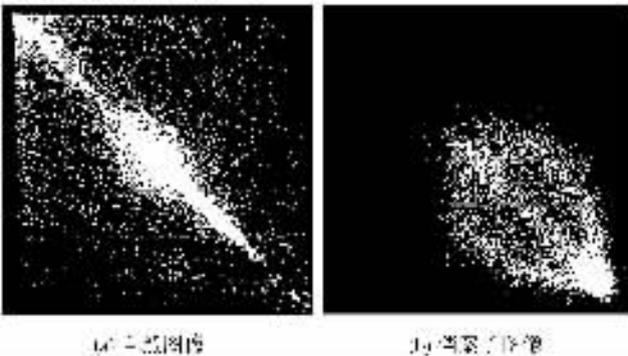


图5 基于GLCM的空间相关性

笔者仍然通过实验来观察档案图像的GLCM特性。对应图1的两幅灰度图像,图5表达了其灰度共生矩阵体现的空间相关性,从中可以看出:①明显地,自然图像的GLCM分布比较散乱,而档案子图像的GLCM分布比较集中。这是因为 $CM_{(\delta, \theta)}(i, j)$ 包含了图像的纹理信息。对于纹理较为粗糙的区域,像素对一般具有相同的灰度,GLCM中的 m_{ij} 值较集

中于主对角线附近。而对于纹理较为细腻的区域,像素对灰度差异较大,GLCM中 m_{ij} 的值则分散在各处。②档案子图像的GLCM分布只集中在图5(b)的右下角,没有像图5(a)那样布满整个绘图区域。这是因为图1(b)所示的输入图像其灰度分布不均匀造成的,经检查其灰度级的最小值为84,因而没有灰度级低于84的像素对,从而导致图5(b)的左部及上部没有数据分布。这种分布暗示该档案子图像需要进行图像增强操作,以调节灰度分布范围,改善视觉效果。

3 结论与展望

上述实验与分析表明,档案图像的空间相关性和自然图像存在迥然差别。从相邻行方向来看,由于自然图像具有丰富的纹理,所以它的相关系数幅值 $|R(X, Y)|$ 高于档案图像;而从相邻列方向来看,档案图像的相关系数幅值与自然图像相差无几,但由于档案图像往往具有行结构的层次化版面,所以它的相关系数更加杂乱;从目标像素块与整幅图像中子块的相关系数来看,档案图像的空间相关性

没有明显规律;从像素对的分布来看,档案图像的 GLCM 分布比较集中而自然图像比较散乱。

档案图像的空间分布特性可成为档案图像进一步处理的依据。档案图像的空间相关性表明基于纹理的图像处理技术不适合于档案图像,使用基于像素、基于邻域和基于块的编码技术处理档案图像时也会面临挑战。除了相关系数和 GLCM 等度量准则之外,结合档案图像的其他特性,可以建立有效的档案图像数据处理模型。从基于 Gaussian 模型假设的传统图像处理技术,到解决奇异性的小波变换技术^[8],以及解决高维奇异性的改进小波算法^[9],档案图像处理理论的研究和应用尚可深入。

参考文献:

- [1] 张闯,柏连发,张毅.基于灰度空间相关性的双谱微光图像融合方法[J].物理学报,2007,56(6):3227-3233.
- [2] 许晓曾,何传江.基于相关系数的快速分形图像编码[J].计算机仿真,2004,21(11):68-70.

- [3] 商琳,杨育彬,王亮,等.基于颜色共生矩阵的纹理检索算法 MCM[J].南京大学学报(自然科学版),2004,40(5):540-546.
- [4] 杨有,尚晋.数字档案图像的特点分析[J].重庆师范大学学报(自然科学版),2010,27(1):57-60.
- [5] Kia O E, David S Doerman N et al. Symbolic compression and processing of document images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1998, 70(3): 335-349.
- [6] Ascher R, Nagy G. A means for achieving a high degree of compaction on scan-digitized printed text[J]. IEEE Trans Computers Nov, 1974, C-23(11):1174-1179.
- [7] 李波,涂亚明.基于自适应搜索的快速运动估计算法[J].北京航空航天大学学报,2001,27(4):373-376.
- [8] 李晓智,王兆理,李跃.利用小波变换提取医用 X 光片图像边缘的研究[J].西南师范大学学报(自然科学版),2001,26(4):462-465.
- [9] 龙兴明,周静.连续小波变换的一维信号检测[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2004,16(3):77-80.

Analysis on the Spatial Correlation of Document Image

YANG You¹, SHANG Jin², ZHENG Qiong³

(1. College of Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 400047;

2. Chongqing Aerospace Polytechnic College, Chongqing 400021;

3. China Power Engineering Consulting Group Corporation, Beijing 100120, China)

Abstract: Studying on the spatial correlation of document image was benefit to the further image processing and image analyzing. Using the two measurement criteria of correlation coefficient and the gray level cooccurrence matrix (GLCM), the image correlation data of pixel to pixel, pixel pair to pixel pair and pixel block to pixel block were obtained. Based on the description and interpretation of these data, the spatial correlation features of document image were pointed out. The experiments and results showed that the spatial correlations of the document image and the natural image were different. First, because of the natural image's texture, the average correlation coefficient amplitude between adjacent rows of the natural image was bigger than the document's. Second, because of the document hierarchical structure layout, the correlation coefficient distribution between adjacent columns of the document image was more clutter than the natural image. And finally, because of the less image textures in document, the GLCM of document image distributed centrally.

Key words: document image; spatial correlation; correlation coefficient; gray level cooccurrence matrix

(责任编辑 游中胜)