

文章编号:1004-1478(2011)06-0075-05

# 一种抗剪切攻击和涂抹攻击的纹理识别算法

何冰, 袁卫

(渭南师范学院 物理与电气工程学院, 陕西 渭南 714000)

**摘要:**针对目前纹理识别算法对强剪切攻击识别率不高的问题,提出了一种基于非负矩阵分解(NMF)结合不变矩抗剪切攻击和涂抹攻击的纹理识别算法.该算法首先对训练纹理图像样本 $V$ 进行非负矩阵分解得到基矩阵 $W$ 分量和系数矩阵 $H$ 分量,并将其进行存储,同时计算 $W$ 分量的不变矩作为图像特征向量;对经过剪切的测试样本图像,通过局部未剪切部分 $V$ 矩阵和相应的 $H$ 矩阵来恢复 $W$ 矩阵,然后计算其不变矩作为特征向量;最后用 $K$ 近邻分类器对提取的特征向量进行分类.通过对50类纹理图像进行分类实验,结果表明:本算法对遭受剪切攻击后的纹理图像具有很强的鲁棒性,识别率可达100%,对于遭受脉冲噪声感染后的纹理图像的识别率也在85%左右.

**关键词:**非负矩阵分解;纹理识别;不变矩;特征提取;剪切攻击;涂抹攻击

中图分类号:TP391

文献标志码:A

## A texture recognition algorithm resisting to shearing attack and smearing attack

HE Bing, YUAN Wei

(School of Physics and Electr. Eng., Weinan Teachers Univ., Weinan 714000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the existing texture recognition algorithm was insufficient to strong shearing and smearing attack, a novel texture recognition algorithm was proposed by non-negative matrix factorization (NMF) and invariant moments. Firstly, non-negative matrix factorization (NMF) was used to translate the training texture samples matrix  $V$  into the base matrix  $W$  and the corresponding coefficient matrix  $H$ , meanwhile, the corresponding coefficient matrix  $H$  was stored. Then, invariant moments of matrix  $W$  was calculated as feature vector. For shearing and cropping training samples image, matrix  $W$  could be restored by matrix  $V$  and corresponding matrix  $H$  of the existing non-shearing image. Then, invariant moments of matrix  $W$  was calculated as feature vector. Finally,  $K$  nearest neighbor classifier was used to classify the extracted feature vector. The experimental results showed that the proposed method has more strong robust for shearing and smearing texture images, and the correct classification results (CCPS) was 100%. Meanwhile, the CCPS was about 85% for texture image attacked by impulse noise.

**Key words:** non-negative matrix factorization; texture recognition; invariant moments; feature extraction; shearing attack; smearing attack

收稿日期:2011-06-02

基金项目:渭南师范学院科研计划项目(11YKS015);渭南师范学院研究生专项科研项目(09YKZ011)

作者简介:何冰(1982—),男,陕西省合阳县人,渭南师范学院助教,硕士,主要研究方向为图像处理、数字水印、信息隐藏.

## 0 引言

纹理识别是图像处理领域的重要研究课题<sup>[1-3]</sup>,广泛应用于机器视觉、图像识别、卫星图片分析、遥感图像分类等方面.通常认为纹理在图像上表现为灰度或颜色分布的某种规律性,这种规律性在不同类别的纹理中有不同特点.纹理特征用来描述对象物表面的粗糙程度和方向性,也可用来分析生物材料组织或进行图像分割.纹理特征提取的方法随纹理类别的不同而不同,一般规则纹理采用结构分析方法,准规则纹理采用统计分析方法.近年来,纹理旋转不变分析受到许多研究者的关注.M. Pietikainen 等<sup>[4-5]</sup>利用图像局部特征与自相关模型实现纹理旋转不变分析,用中心对称邻域集来描述纹理;R. L. Kashyap 等<sup>[6]</sup>提出了一种圆对称自回归概率模型;在此基础上,J. Mao 等<sup>[7]</sup>提出了一种旋转不变对称自回归概率模型.这些算法对于旋转的几何变换具有很好的识别效果,但对于存在信息量丢失的剪切攻击和涂抹攻击的识别率较差,国内外在此方面的研究成果还比较少.本文拟提出一种非负矩阵分解 NMF(non-negative matrix factorization)结合不变矩抗强剪切攻击的纹理识别算法,以提高纹理图像的识别率.

## 1 非负矩阵分解和不变矩

### 1.1 非负矩阵分解

非负矩阵分解是一种新的矩阵分解方法<sup>[8]</sup>.1幅灰度图像  $V_{n \times m}$  (其矩阵里面的元素即像素值满足非负性)可以分解为2个非负矩阵  $W_{n \times r}$  和  $H_{r \times m}$  的乘积,即  $V_{n \times m} \approx W_{n \times r} H_{r \times m} = \sum_{i=1}^r W_{n \times i} I_{i \times m}$ ,其中  $W$  称为基矩阵, $H$  称为系数矩阵.

非负矩阵分解本质上体现了一种非线性数据维数约减的思路(非线性降维),主要利用非负性约束来获取数据.非负性是对矩阵非常有效的条件限制,它导致了对于原始数据基于部分的表示形式,即样本数据只允许纯加性的组合.因此所得基矩阵  $W$  具有一定的线性无关性和稀疏性,从而使得其对原始数据的特征以及结构具有相当强的表述能力.

非负矩阵分解的求解常用目标函数为

$$\min F(W, H) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [V_{ij} - (W_{ij} H_{ij})]^2 \quad (1)$$

其中,  $W_{ij} \geq 0, H_{ij} \geq 0, i = 1, 2, \dots, m, j = 1, 2, \dots, n, m$  和  $n$  分别为矩阵  $V$  的行数和列数.

式①可看做在  $(W_{ij} H_{ij})$  上加 Poission 噪声或 Gauss 噪声产生了  $V_{ij}$ ,即  $V = WH + E$ ,其中  $E$  代表噪声.由于  $W$  和  $H$  均为未知矩阵,故采用交替迭代方法来实现,如式②所示.每步迭代过程均采用交替梯度投影方法:首先固定  $H$ ,对目标函数针对  $W$  采用梯度下降法进行迭代;然后变换  $W$  和  $H$  的角色,固定  $W$ ,对目标函数针对  $H$  采用梯度下降法进行迭代,同时在算法中引入惩罚函数,以保证  $W$  每一列的元素和为 1.由于上述算法是收敛的,因此逼近的效果是可以保证的.

$$\begin{cases} W_{ia} \leftarrow W_{ia} \sum \frac{V_i}{(WH)_i} H_a \\ W_{ia} \leftarrow \frac{W_{ia}}{\sum_j W_{ja}} \\ H_a \leftarrow H_a \sum W_{ia} \frac{V}{(WH)_i} \end{cases} \quad \forall i, a, b, j \text{ 则有 } \begin{cases} W_{ia} \geq 0 \\ W_{bj} \geq 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $a$  为相应矩阵的列,  $b$  为相应矩阵的行.选取 Poission 噪声作为  $E$ ,经过迭代  $E$  趋于 0,从而得到了  $V \approx WH$ .

### 1.2 不变矩

M. K. Hu<sup>[3]</sup>根据几何不变量理论引进了几何矩的概念.图像的几何矩是函数在空域内的积分.所有的图像研究考虑的都是有限的空间且认为所有积分都在此有限的空间内进行.下面给出本文使用的 7 个 Hu 不变矩和 4 个直方图不变矩.

7 个 Hu 不变矩:

$$\begin{aligned} \varphi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02}; \\ \varphi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2; \\ \varphi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (\eta_{03} - 3\eta_{21})^2 \\ \varphi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{03} + \eta_{21})^2 \\ \varphi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (\eta_{03} - 3\eta_{21})(\eta_{03} + \eta_{21})[(\eta_{03} + \eta_{21})^2 - 3(\eta_{12} + \eta_{30})^2] \\ \varphi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{03} + \eta_{21})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{03} + \eta_{21}) \\ \varphi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{03} + \eta_{21})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (\eta_{30} - 3\eta_{21})(\eta_{21} + \eta_{03})[(\eta_{03} + \eta_{21})^2 - 3(\eta_{30} + \eta_{12})^2] \end{aligned}$$

4 个直方图不变矩:

$$h_1 = \frac{u_4}{u_2^2} \quad h_2 = \frac{u_5}{u_2 u_3} \quad h_3 = \frac{u_6}{u_3^2} \quad h_4 = \frac{u_7}{u_3 u_4}$$

## 2 本文算法

### 2.1 抗剪切恢复算法

基本模型如下:

$$V_{n \times m} = W_{n \times r} H_{r \times m}$$

其中,  $W$  是基矩阵,  $H$  表示在给定基矩阵  $W$  时表征原非负矩阵  $V$  所对应的权矩阵所对应的宿主载体局部特征权值.

令  $V = [v_1, v_2, \dots, v_m], H = [h_1, h_2, \dots, h_m]$ , 则有

$$V_i = Wh_i$$

其中,  $v_i$  为  $V$  的第  $i$  列,  $h_i$  为  $H$  的第  $i$  列. 因此, 因子矩阵  $H$  的每一列均对应着原非负矩阵  $V$  的相应列.

令  $V' = [v_{k1}, v_{k2}, \dots, v_{kt}]$  是  $V$  任取  $T$  列组成的,  $k1, k2, \dots, kt \in [1, m]$ , 则有

$$V' = W[h_{k1}, h_{k2}, \dots, h_{kt}]$$

令  $H' = [h_{k1}, h_{k2}, \dots, h_{kt}]$ , 则有

$$V' = WH'$$

即

$$W = V'[H']^{-1}$$

因此, 在原始矩阵  $V$  遭受剪切攻击时, 仍可以从剩余的部分矩阵  $V$  中恢复完整基矩阵  $W$ . 为使  $W$  有唯一解,  $V$  的秩最小应等于非负矩阵分解的维数, 即满足  $T \geq r$ .

### 2.2 基于 NMF 的快速算法实现

**2.2.1  $W$  和  $H$  初值的选取** 由于 NMF 算法是直接对数据进行分解的, 无需任何预处理, 因此  $W$  和  $H$  可以采用随机初始化方法预置初值. 但随机选取初值时元素离散分布, 由没有任何关系的元素依靠 NMF 的迭代过程得到有特定关系的图像特征, 收敛过程缓慢. 如果初始化时  $W$  和  $H$  中离散的元素具备图像的某种特征, 无疑会减少迭代次数, 加快算法

的收敛速度. 本文首先对目标图像  $B$  进行奇异值分解, 使  $B = USV^H$ , 为了满足 NMF 的非负约束条件, 取  $U$  的第 1 到  $r$  列绝对值作为  $W$  的迭代初值  $W_0$ ,  $H$  的迭代初值由下式求得:

$$H_0 = |(W_0)^{-1} B|$$

定义原数据与重构数据之间的欧氏距离平方作为算法收敛速度的评价函数:

$$\eta = \sum_{ij} (V_{ij} - V'_{ij})^2$$

其中,  $V$  为原数据,  $V' = WH$  为重构的数据,  $W$  和  $H$  分别为基矩阵和系数矩阵. 当迭代次数达到最大 (如 1 000 次) 或者迭代满足终止判据  $|(\eta^{(t)} - \eta^{(t-1)}) / \eta^{(t-1)}| \leq \varepsilon$  时, 迭代终止.  $\varepsilon$  为给定阈值, 本文选取  $\varepsilon = 1 \times 10^{-6}$ .

### 2.2.2 纹理特征提取 基本步骤为:

1) 对  $512 \times 512$  的纹理图像矩阵分块, 子块大小为  $32 \times 32$ , 1 个子块展开为 1 列向量, 原始的矩阵得到  $1024 \times 32$  的  $V$  矩阵, 随机选择训练样本和测试样本, 并读入数据;

2) 初始化  $W$  和  $H$  为非负随机矩阵, 对训练样本  $V$  进行 NMF 分解得到分量  $W$  和  $H$ , 并保存分量  $H$ ;

3) 对经过剪切的测试样本图像, 通过局部未剪切部分  $V$  矩阵和相应的  $H$  矩阵来恢复  $W$  矩阵;

4) 将训练集和测试集的  $W$  分量分别通过 Hu 不变矩和直方图不变矩进行特征提取, 用  $K$  近邻分类器进行分类, 计算平均识别率.

## 3 仿真实验与分析

在 Matlab 7.8 中, 从 Brodatz 纹理图库任取 50 幅大小为  $512 \times 512$  的纹理图像 (见图 1), 分别进行 3 组实验: 实验 1 测试本文算法的分类精度; 实

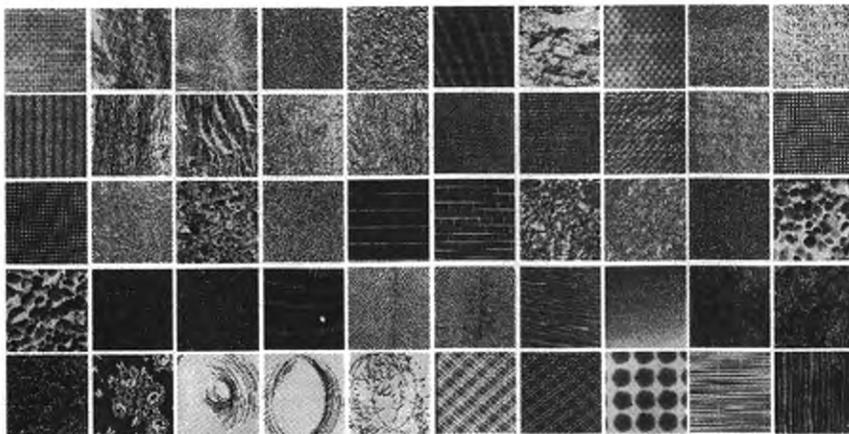


图 1 50 幅 Brodatz 纹理图

验2 测试本文算法的抗高斯噪声能力以及抗 JPEG 压缩能力;实验3 测试直方图不变矩抗高斯噪声能力以及抗 JPEG 压缩能力.

实验1:图1中的50组纹理,每组10幅图,其中8幅为10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%剪切纹理,2幅为涂抹纹理.每组图像如图2所示,共500幅图像,作为50组测试样本,识别结果见表1.

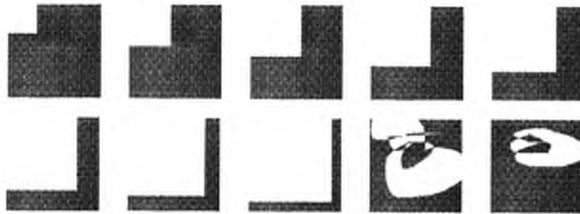


图2 剪切攻击和涂抹攻击后的纹理图像

表1 剪切和涂抹后纹理图像的正确分类率 %

纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率
1 100	11 100	21 100	31 100	41 100
2 100	12 100	22 100	32 100	42 100
3 100	13 100	23 100	33 100	43 100
4 100	14 100	24 100	34 100	44 100
5 100	15 100	25 100	35 99	45 100
6 100	16 100	26 100	36 99	46 100
7 100	17 100	27 100	37 99	47 100
8 100	18 100	28 100	38 95	48 100
9 100	19 100	29 100	39 98	49 92
10 100	20 100	30 100	40 98	50 100

由表1可知,本文算法对纹理图像具有很强的抗剪切攻击能力,对剪切过的图像,只要不超过80.37%,就可以完全恢复,实现100%纹理识别.

实验2:图1中的50组纹理,每组15幅图,其中8幅为10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%剪切纹理,2幅为涂抹纹理,2幅加噪图像,3幅JPEG压缩图像.每组图像如图3所示,共750幅图像,作为50组测试样本.通过Hu不变矩分别进行识别,识别结果见表2.

由表2可知,本文算法对图像的JPEG压缩、加噪不具有很强的鲁棒性,通过使用Hu不变矩提取特征,随着测试对象的增加,识别能力不断降低,后稳定在73.6%.

实验3:图1中的50组纹理,每组15幅图,其中8幅为10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%剪切纹理,2幅为涂抹纹理,2幅加噪图像,3幅

JPEG压缩图像.每组图像如图3所示,共750幅图像,作为50组测试样本.通过直方图不变矩分别进行识别,识别结果见表3.

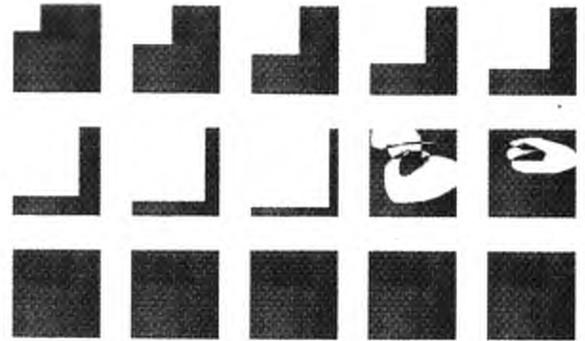


图3 剪切、涂抹、加噪及JPEG压缩后的纹理图像

表2 剪切、涂抹、加噪及JPEG压缩后正确分类率 %

纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率
1 100	11 78.8	21 76.2	31 73.9	41 73.6
2 96.6	12 77.2	22 75.5	32 73.9	42 73.6
3 91.1	13 77.4	23 74.7	33 73.7	43 73.6
4 86.7	14 78.1	24 74.4	34 74.1	44 73.7
5 85.3	15 77.8	25 74.6	35 73.7	45 73.9
6 83.3	16 77.5	26 74.6	36 73.8	46 73.9
7 82.8	17 78.1	27 75.0	37 73.8	47 73.9
8 84.2	18 77.4	28 75.0	38 73.8	48 73.6
9 82.2	19 76.8	29 74.9	39 73.6	49 73.6
10 80.7	20 76.6	30 74.2	40 73.6	50 73.6

表3 直方图不变矩正确识别率 %

纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率	纹理正确分类率
1 100	11 85.5	21 87.0	31 86.4	41 86.7
2 90.0	12 83.3	22 86.6	32 86.4	42 86.9
3 91.1	13 83.5	23 86.3	33 86.4	43 86.9
4 83.3	14 84.7	24 86.1	34 86.4	44 86.9
5 81.3	15 85.7	25 86.1	35 86.8	45 86.9
6 83.3	16 86.5	26 85.8	36 86.2	46 86.9
7 82.8	17 86.2	27 85.9	37 86.3	47 86.9
8 85.7	18 86.3	28 85.9	38 86.3	48 86.9
9 85.9	19 86.3	29 86.2	39 86.3	49 86.9
10 87.3	20 87.0	30 86.2	40 86.5	50 86.9

由表3可知,本文算法对图像的JPEG压缩、加噪不具有很强的鲁棒性,通过使用直方图不变矩提取特征,随着测试对象的增加,识别能力不断降低,后稳定在86.9%.

对实验2和实验3测试的平均识别率作对比,

结果如图4所示.

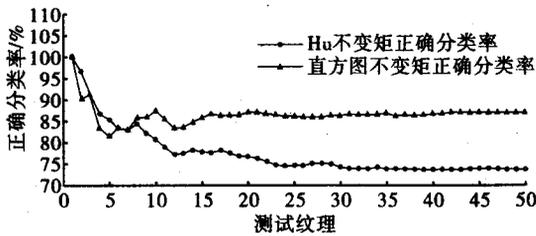


图4 Hu不变矩和直方图不变矩正确分类率

由图4可知,在感染不同强度的椒盐噪声后,2种方法的平均正确分类率都随测试图像增多而降低,并趋于稳定;在同一信噪比下,直方图不变矩方法的正确分类率要高于Hu不变矩方法的正确分类率.

## 4 结论

本文提出了一种基于非负矩阵分解(NMF),结合不变矩抗剪切攻击和涂抹攻击的抗剪切纹理识别算法,通过一系列不同比例大小剪切仿真实验,发现该算法具有较强的识别能力.由于本文的算法是基于空域的,在感染噪声后图像的直方图会受到很大的影响,所以实验效果较差.因此下一步研究重点是如何提高该算法抵抗噪声和几何变换攻击的能力.

### 参考文献:

[1] Kan C, Srinath M D. Invariant character recognition with

Zernike and orthogonal Fourier-Mellin moments[J]. Pattern Recognition, 2002,35(1):143.

- [2] 刘维湘,郑南宁,游屈波.非负矩阵分解及其在模式识别中的应用[J].科学通报,2006,51(3):167.
- [3] Hu M K. Visual pattern recognition by moment invariants[J]. IRE Transaction on Information Theory,1962(2):179.
- [4] Pietikainen M, Ojala T, Xu Z. Rotation invariant texture classification using feature distributions[J]. Pattern Recognition,2000,33(1):43.
- [5] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multi-resolution grayscale and rotation invariant texture classification [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(7):971.
- [6] Kashyap R L, Khotanzad A. A model based method for rotation invariant texture classification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986; 8(4):472.
- [7] Mao J, Jain A K. Texture classification and segmentation using multi resolution simultaneous auto regressive models [J]. Pattern Recognition Letters,1992,25(2):173.
- [8] Lee D D, Seung H S. Learning the parts of objects by non-negative matrix factorization[J]. Nature, 1999(401):788.
- [9] 吴晏,丁明跃,彭嘉雄.基于直方图的一维不变矩研究[J].华中理工大学学报:自然科学版,1996,2(2):66.
- [10] Zhu H Q, Shu H Z, Liang J, et al. Image analysis by discrete orthogonal dual-Hahn moments [J]. Pattern Recognition Letters,2007,28(13):1688.