

基于 Gabor 小波变换的 ICA 火灾图像纹理识别算法

余路, 卜乐平, 颜礼彬

(海军工程大学 电气工程学院, 武汉 430033)

摘要: 针对火灾图像纹理识别问题, 提出了基于 Gabor 小波变换的 ICA 火灾图像纹理识别算法, 并根据火灾图像纹理识别特点进行了优化; 首先用不同尺度和方向的 Gabor 滤波器对待识别图像滤波, 得到其特征图像, 然后将特征图像转化成特征向量作为 ICA 的输入, 得到基矢量子空间, 再将测试图像经过 Gabor 滤波器的特征向量投影到 ICA 子空间中得到系数向量作为目标识别特征, 最后用支持向量机进行识别; 通过与 Gabor 滤波器法和 ICA 方法的对比实验, 表明该算法可以在火灾纹理图像的识别率上比传统方法提高 5% 以上, 为火灾图像识别提供了一种新思路。

关键词: 火灾图像纹理; 独立成分分析; Gabor 小波变换; 支持向量机

A Fire Texture Image Recognition Method Based on ICA and Gabor Wavelet Transform

Yu Lu, Bu Leping, Yan Libin

(School of Electrical Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: For the problem of fire image recognition, an algorithm combined with ICA and Gabor wavelet transform has been proposed for fire texture recognition, and optimized recognition method according to the fire image texture. Firstly, the image to be recognized is filtered by Gabor filters with different scales and orientations, and the characterized images is obtained. Then eigenvectors of these images are treated as the input of ICA. Base vector subspace can be obtained by using high-order statistic characteristics of ICA. Then the eigenvectors of test image filtered by Gabor filter are projected into ICA subspace, the coefficient vectors are treated as target recognition characteristics. At last, recognition is done by Support Vector Machine. After compared with Gabor filter method and ICA method, it indicated that proposed method can enhance recognition rate of fire texture images by over 5%. It gives a new approach for video fire detection. at robustness of this scheme gets a large progress, especially for the attacks of geometry crops and mosaic.

Keywords: fire texture image; ICA; Gabor wavelet transform; SVM

0 引言

火灾的基本定义是“失去控制的燃烧”^[1]。传统的火灾探测方法主要可分为感温、感烟、感光等, 分别通过检测火灾的温度、燃烧时的烟气、火焰光谱等特征来探测火灾^[2-3]。但这些方法容易受到周围环境及电子噪声等因素的干扰, 误报率较高。

利用图像进行火灾识别是近年来火灾报警系统的发展趋势。图像型火灾探测技术利用数字图像处理的方法, 通过分析火焰燃烧时的特征来判别火灾, 提取火焰的特征主要包括颜色分量、形状等低阶统计量。但是这些低阶统计量特征的提取有时候并不准确, 存在较大误差, 严重影响了火灾报警的可靠性。

图像中大部分重要特征信息(如图像的边缘、纹理等)与

图像的像素高阶统计特性有着密切的关系, 在火焰图像与干扰图像中, 低阶统计量往往并不能完全表现出图像像素之间的内在关系, 而在高阶统计量中却能够表现出来。独立分量分析理论(independent component analysis, ICA)是一种基于高阶统计量的处理数据的方法, 用 ICA 进行特征提取得到的特征分量不仅互不相关而且具有相互统计独立性, 从而更有效利用了数据在统计关系上的本质特征。

Gabor 变换是一种加窗的傅里叶变换, 可同时获得时域和频域的最小不确定性^[4], 使用 Gabor 滤波器对目标图像进行分析, 能够从不同尺度和方向上提取图像的局部细节, Gabor 变换更加适合目标识别和纹理分析。目前已广泛应用在人脸表情识别^[5-6]、雷达 SAR 目标识别^[7]、人耳识别^[8]等领域。

基于以上分析, 本文提出了一种结合 Gabor 变换和 ICA 的火灾图像纹理识别算法, 用以有效区分视频图像中的火灾与干扰源。

1 相关算法基本理论

1.1 Gabor 滤波器

Gabor 函数是一个高斯调制的复正弦函数, 一个典型的 2 维 Gabor 小波滤波器的函数形式可以表示为:

收稿日期: 2014-06-05; 修回日期: 2014-07-08;

基金资助: 国家自然科学基金(51307178)。

作者简介: 余路(1989-), 男, 山东青岛人, 硕士研究生, 主要从事火灾图像报警系统的应用方向的研究。

卜乐平(1965-), 男, 湖北武汉人, 博士生导师, 主要从事信号检测与估计、故障诊断等方向的研究。

颜礼彬(1976-), 男, 江西吉安人, 博士后, 主要从事信号检测、图像处理等方向的研究。

$$\varphi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \times [\exp(ik_{u,v} \cdot z) - \exp(-\frac{\sigma^2}{2})] \quad (1)$$

其中: $z = (x, y)$ 为图像中的定点; u 和 v 表示 Gabor 小波的尺度和方向; $\| \cdot \|$ 表示取模运算; σ 为决定小波尺度的高斯函数半径; i 为复数运算; $k_{u,v}$ 为滤波器的中心频率, $k_{u,v} = k_v(\cos\theta, \sin\theta)^T$, $\theta = n\pi/K$, θ 代表了滤波器组中的不同方向取值。 $k_v = k_{\max}/f^v$, k_{\max} 是频率最大值^[9]。设方向个数为 K , 尺度个数为 S , 取 $\sigma = 2\pi$, $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$, $u \in [0, S-1]$, $v \in [0, S-1]$, $v \in [0, K-1]$, $u \in \mathbf{N}$, $v \in \mathbf{N}$ 。

$I(z)$ 表示一幅灰度化后的实验图像, 将 $I(z)$ 与滤波器 $\varphi_{u,v}(z)$ 作卷积, 得到图像 $I(z)$ 的 Gabor 特征:

$$F_{u,v}(z) = I(z) * \varphi_{u,v}(z) \quad (2)$$

式中, $F_{u,v}(z)$ 表示实验图像 $I(z)$ 的 Gabor 特征。 $F_{u,v}(z)$ 是复数形式, 其幅值比相位信息更具有多尺度和多方向性, 因此本文取 $F_{u,v}(z)$ 的幅值作为特征量, 通过调整尺度参数 u 和方向参数 v 的变化, 可以从不同尺度和方向全面表征图像的特征信息。

1.2 ICA 特征提取方法

ICA 的基本思想是以随机变量的非高斯性和相互独立为分析目标, 在源信号和线性变换均未知的情况下, 估计多通道观测数据使其分解为统计独立的分量, 以此分离出相互独立的信源^[10]。

为了确保基本 ICA 模型能够被估计, 必须做出一定的假设和约束, 使估计效果接近于期望结果。ICA 模型的前提假设:

- 1) $M \geq N$, 即观测信号 x 的个数 M 应大于等于源信号 s 的个数 N ;
- 2) 源信号的各个分量在任意时刻 t 都统计独立;
- 3) 最多只允许有一个源信号是正态分布。

ICA 提取独立成分的过程需要使用高阶统计特性^[11], 其基本 ICA 的模型如图 1 所示。

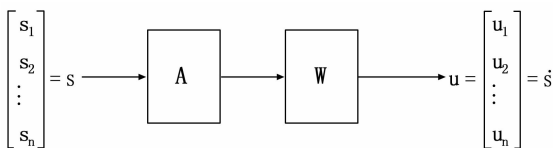


图 1 ICA 方法的基本框图

对于数据的 ICA 分析, 常用的方法是 FastICA 算法。FastICA 基于定点迭代和负熵最大判据, 不必选择步长大小, 可直接找到任何满足非高斯分布的独立成分, 能得到具有鲁棒的最小方差, 是收敛速度很快的 ICA 算法^[12]。该方法的具体实现为:

- 1) 循环所有独立分量;
- 2) 随机设置权重的初始值 w_0 , 并令 $k = 0$;
- 3) 判断是否达到最大迭代次数;
- 4) 利用迭代公式

$$w_i(k+1) = E\{xg(w_i^T x)\} - E\{xg'(w_i^T x)\}w_i(k) \quad (3)$$

更新权值矢量 w_{k+1} ; 其中变量 x 为白化后的信号; g 为非线性函数, 此处选用 $g(t) = \frac{e^{2t} - 1}{e^{2t} + 1}$, 因为该非线性函数对于

峰值较大的信号有较好的分离效果, 且具有良好的稳定性。 g' 为 g 的导数, w_i^T 为 w_i 的转置;

- 5) 正交化和归一化权值: $w_{k+1} = w_{k+1} / \|w_{k+1}\|$;
- 6) 判断权值是否满足收敛条件 $\|w_{k+1} - w_k\| < \epsilon$, 如果收敛, 则输出权值 w_i ;
- 7) 当所有的独立分量循环结束后, 输出权值矩阵 $w = \{w_i\}$;
- 8) 将 W 与白化矩阵 Q 相乘后即得到分离矩阵, 可以对输入数据矩阵 x 进行分离。

1.3 支持向量机分类法

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称 SVM) 是常用的分类识别算法, 具有良好的泛化能力, 得到广泛的应用。其基本思路是构造一个两类问题的最优化分类函数, 使两类样本尽量无错误分开, 并使两类的间隔最大, 尤其适合小样本、高维数的分类问题。

SVM 中不同的内积核函数将形成不同的算法, 主要的核函数有以下 3 类:

- 1) 多项核函数: $K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q$
- 2) 径向基函数: $K(x, x_i) = \exp\{-\frac{|x - x_i|^2}{\sigma^2}\}$
- 3) S 形函数: $K(x, x_i) = \tanh(v(x \cdot x_i) + c)$

文献 [13] 对上述 3 个核函数进行了对比, 实验表明径向基核函数对于大多数数据库都具有良好的性能, 因此本文的支持向量机采用径向基核函数。

2 本文识别算法概述

基于 Gabor 小波变换的 ICA 火灾图像纹理识别算法流程图如图 2 所示。

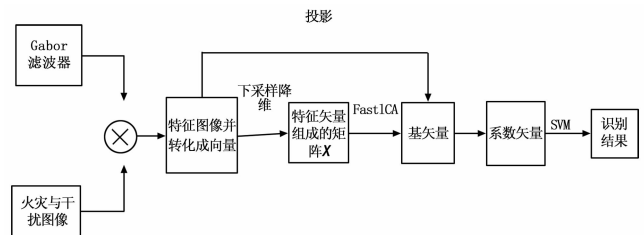


图 2 本文算法流程图

具体步骤如下:

- 1) 利用 S 个尺度 K 个方向, 共 $S \times K$ 个滤波器对火灾和干扰图像进行滤波, 计算输出的特征图像对应点的幅值。
- 2) 将 $S \times K$ 个特征图像的所有幅值特征量组成一维行向量, 对该行向量进行参数 $\rho = 128$ 的下采样, 减少行向量的数据维数。
- 3) 所有的 N 幅实验图像得到的行向量取最小行向量维数 m 作为基准行向量, 则得到的特征矢量集 X 的大小为 $N \times m$ 。
- 4) 将所有的特征矢量作为 ICA 的输入矩阵, 经过白化预处理后, 利用 FastICA 算法提取的独立成分作为实验图像的基矢量。
- 5) 将待识别的火灾或干扰图像的 m 维 Gabor 特征矢量投影到独立成分基矢量组成的子空间中, 得到投影系数向量。
- 6) 利用支持向量机对投影系数向量进行训练和测试, 输出测试结果。

针对图 3 的火灾实验图像, 经过 $S = 5, K = 8$ 的尺度和方



图 3 其中一幅实验图像

向参数滤波后取其幅值作为输出的结果，如图 4 所示。可见 Gabor 小波变换后的图像具有在尺度和方向上的空频局部性和多方向选择性。把一幅实验图像经过 Gabor 滤波器后的所有幅值系数组成一维特征矢量，对于火灾图像的纹理识别问题，针对各种火灾与干扰的图像大小不同，本文算法进行了优化。即取图像样本中维数最少的样本特征向量作为基准向量，先通过下采样将超过基准向量维数的特征向量减小到基准向量维数，之后再对特征矢量进行下采样降维，经过两次下采样降维，达到减少维数又保留特征信息完整性的效果。

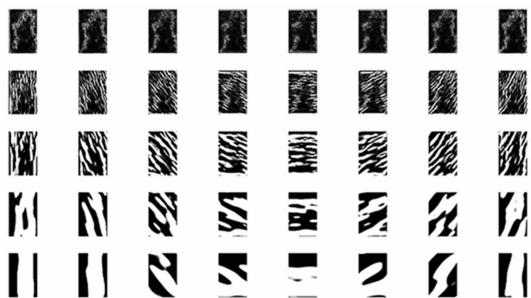


图 4 实验图像及 Gabor 滤波后的幅值特征图像

3 实验

3.1 实验数据的组成

在实验中，选取了柴油火、煤油火以及酒精火的燃烧图像作为火灾图像，白毛巾、电焊光、手电光作为干扰图像。每种样本取图像 20 幅，共 120 幅图像作为实验图像，为了排除不必要的干扰，所有样本均从实验视频中手工截取。其中，挥舞的白毛巾、电焊光以及手电光在灰度值上与火的颜色相近，在 250~255 之间，在闪烁频率上与火的跳跃性特征的频率相似，因而传统的颜色检测、频率特征检测较难将其与火进行区分。这也是本文考虑采用纹理分析的原因。部分实验图像如图 5 所示。

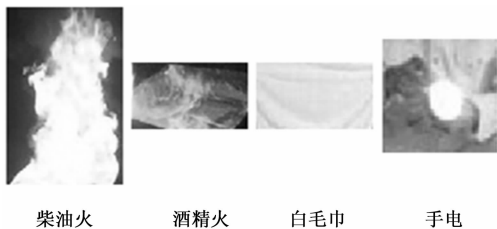


图 5 部分实验图像

为方便区分火灾与干扰图像，在每类实验样本的系数特征矢量前作了标记。1 代表火，0 代表干扰。

3.2 本文识别算法实验

将这 120 幅实验图像随机分为两组，每组 60 幅图像，选其中一组作为训练图像，另一组作为测试图像，ICA 的独立分量个数设为 6，这样针对每一幅图像的 Gabor 特征矢量都可以通过向 ICA 的独立分量投影得到一个 6 维投影系数矢量。实验分为训练和测试两个部分。训练部分主要有以下步骤：1) 对实验图像进行尺度 S 方向 K 的 Gabor 小波变换；2) 对 Gabor 特征矢量进行下采样降维和 FastICA 分离，得到独立分量集合；3) 把训练样本的 Gabor 特征矢量投影到独立成分集合上，得到投影系数矢量作为支持向量机的训练样本。测试部分：将测试样本火灾或干扰图像的 Gabor 特征矢量投影到独立成分集合上，得到系数特征矢量。最后用支持向量机得到分类结果。

3.2.1 尺度和方向个数实验

实验中，首先确定 Gabor 小波的尺度个数和方向个数。如果尺度和方向个数过少，则 Gabor 变换的多分辨率和多方向性的选择优势无法体现，图像特征信息采集不全；若选择过多，造成信息冗余，对分类器的正确分类造成干扰，而且会增加不必要的运算量。因此本文在尺度和方向参数选择上作以下探讨，尺度上选择为 3、5、7 个尺度，方向个数选择为 4、6、8 个方向。每组参数进行 30 次实验，取 30 次实验中火正确识别率平均值、干扰正确识别率平均值作为各方向尺度参数优劣的度量。实验结果如表 1 所示。

表 1 不同尺度和方向识别率结果

尺度 S 方向 K	火识别率 / (%)	干扰识别率 / (%)
$S=3, K=4$	72.61	75.07
$S=3, K=6$	75.24	78.35
$S=3, K=8$	85.33	83.53
$S=5, K=4$	76.28	78.98
$S=5, K=6$	82.38	84.93
$S=5, K=8$	87.36	90.10
$S=7, K=4$	82.46	83.53
$S=7, K=6$	84.54	80.99
$S=7, K=8$	82.56	81.37

从表 1 可以看出，用不同的尺度和方向对实验图像进行滤波后，得到的实验结果不同，当尺度方向个数较少时，识别率较低，随着尺度方向个数的增加，识别率有所提高，但当尺度个数超过 5（如尺度个数为 7）时，识别率不但为提高反而下降。这说明尺度和方向个数的增加，对提高识别率结果没有直接影响。这因为，在增加尺度方向维数的同时，产生的特征向量的维数也增加，造成维数的冗余，干扰支持向量机的识别。

3.2.2 独立成分个数实验

在 ICA 的分离中，分离出的独立成分个数对识别率也会产生一定的影响，在实验中，选择独立成分个数为 4、5、6、7、8、9 作以比较，实验结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出，当独立成分个数为 6 时识别率最高。这

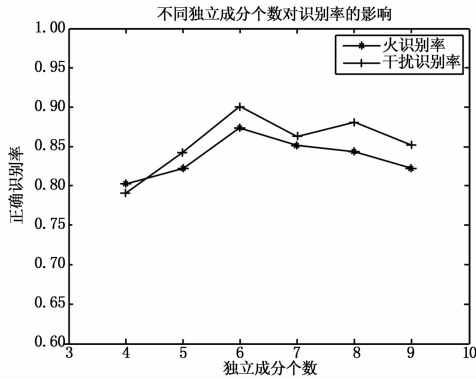


图 6 不同独立成分个数对识别率的影响

是因为在利用 ICA 分离独立分量时, 与样本的种类有很大的关系。在本次实验中, 我们选择的样本个数为 6, 因而当独立成分个数为 6 时识别率最高, 少于 6 个时, 样本的信息概括不够全面, 而超过 6 个时, 却适得其反, 增加了维数, 造成信息的冗余, 给支持向量机分类法的识别造成困难。

3.3 本文算法与其他识别算法结果比较

为了比较本文提出的基于 Gabor 小波变换的 ICA 火灾纹理识别算法, 将 Gabor 小波算法和 ICA 的纹理特征算法以及灰度共生矩阵算法进行了比较实验, 实验选取的样本同上。其中, Gabor 小波算法简要步骤为: 把经过 Gabor 小波滤波后的图像提取的特征向量下采样降维后直接作为支持向量机的输入进行分类; ICA 纹理识别算法参考文献 [14] 中纹理分类识别算法; 灰度共生矩阵的火灾识别算法参考文献 [15]。本文算法采用 $S = 5, K = 8$ 的尺度和方向参数, 独立成分个数为 6。实验结果如表 2 所示。

表 2 不同纹理特征算法的识别率结果

特征提取方法	火识别率/ (%)	干扰识别率/ (%)
ICA+SVM	82.87	83.44
灰度共生矩阵	83.25	84.28
Gabor+SVM	80.91	82.45
本文算法	87.36	90.10

通过对上述算法的比较, 可以看出: 1) 将实验图像进行 Gabor 变换后得到的特征矢量直接进行分类的效果不如滤波后进行独立分量分析提取独立成分的效果; 2) 本文所提出的结合 Gabor 变换和 ICA 的火灾图像纹理识别算法优于传统的 ICA 纹理特征分析算法和灰度共生矩阵算法, 这表明 Gabor 小波的空频局部性和多方向选择性的特性用于火灾图像局部细节纹理提取并结合 ICA 的高阶统计特性在火灾图像纹理图像分析上具有优势。

4 结束语

针对火灾和干扰图像的识别问题, 本文从图像的纹理特征进行分析, 利用 Gabor 小波具有的良好局部特征提取作用和多

方向选择性, 得到火灾和干扰图像进行滤波后的细节纹理信息, 然后利用 FastICA 算法消除图像间的高阶统计冗余, 得到独立成分分子空间, 对 Gabor 特征矢量投影在独立成分张成的子空间的投影系数作为支持向量机进行识别的特征量。通过比较实验, 在火灾图像纹理识别问题上, 本文算法优于 Gabor 小波变换、ICA 算法以及灰度共生矩阵方法, 具有实用性和可行性。

火灾与干扰的纹理特征还受噪声等因素的干扰, 在 Gabor 小波变换提取的特征图像上, 还可以利用高阶统计量作为特征矢量, 以此进一步提高识别率, 这将是本文作者今后的研究方向。

参考文献:

- [1] 陈晓娟, 卜乐平, 杨加军. 带图像处理火灾报警系统抗干扰性研究 [J]. 仪器仪表学报, 2010, 12 (31): 2848-2852.
- [2] Phillips W, Shan M. Flame recognition in video [J]. Pattern Recognition Letters, 2002 (23): 319-327.
- [3] 藏 晶. 基于支持向量机的火灾探测系统研究 [J]. 沈阳理工大学学报, 2009 (1): 54-56.
- [4] 丁维福, 姜 威, 张亮亮. 结合 Gabor 变换和 FastICA 的人脸表情识别方法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 47 (24): 178-181
- [5] 刘帅师, 田彦涛, 万 川. 基于 Gabor 多方向特征融合与分块直方图的人脸表情识别方法 [J]. 自动化学报, 2011 (12): 1455-1462
- [6] 王 文, 王汇源, 张 沛. 基于环形对称 Gabor 变换和 AdaBoost 算法的人脸识别 [J]. 计算机应用与软件, 2012, 7 (29): 6-8.
- [7] 颜学颖, 焦李成, 王凌霞, 等. 一种提高 SAR 图像分割性能的新方法 [J]. 电子与信息学报, 2011, 7 (33): 1700-1704.
- [8] 雷松泽, 齐 敏, 王 毅, 等. 结合 Gabor 小波和监督保局投影的人耳识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 8 (22): 1259-1264.
- [9] 胡 敏, 朱 弘, 王晓华, 等. 基于梯度 Gabor 直方图特征的表情感识别方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 12 (25): 1856-1861
- [10] Jutten C, Herault J. Blind separation of sources, Part I: an adaptive algorithm based on neuromimetic architecture [J]. Signal Processing, 1991, 24: 1-10.
- [11] 马建仓, 曾 媛, 张国强. 特征基函数 ICA 在航空发动机故障诊断中的应用 [J]. 计算机测量与控制, 2009, 17 (9): 1692-1695.
- [12] Hyvarinen A. Fast and robust fixed-point algorithm for independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1999, 10 (3): 626-634.
- [13] 肖 靛. 基于支持向量机的图像分类研究 [D]. 上海: 同济大学, 2006.
- [14] 徐小红, 杨学志, 杨德美, 等. ICA 系数的高阶统计特征在纹理分类中的应用 [J]. 模式识别与人工智能, 2009, 3 (22): 499-504
- [15] 陈晓娟, 卜乐平, 李其修. 基于图像处理的明火火灾探测研究 [J]. 海军工程大学学报, 2007, 3 (19): 6-11.