

文章编号:1004-9037(2014)05-0713-07

基于高斯衍生滤波器组的文种识别算法

童 莉¹ 周 林¹ 平西建¹ 徐 森²

(1. 解放军信息工程大学信息系统工程学院, 郑州, 450002; 2. 盐城工学院信息工程学院, 盐城, 224000)

摘要:提出了一种基于高斯衍生滤波器组的文种识别算法;分析了文本图像的纹理特性,相对于传统的小波变换,本文算法可以在更多方向上提取文字的边缘和脊特征。采用支持向量机(Support vector machine, SVM)对所提特征进行训练和分类,实现文字种类识别;在实验中选用中、英、俄、日、韩、阿拉伯等10种不同语言文字文本图像,测试了滤波器的不同参数对算法性能的影响,并与其他3种基于纹理的文种识别算法进行了比较,实验结果表明本文算法运算速度较快,且得到较好的识别率。

关键词:文本图像;文种识别;高斯衍生滤波器组;支持向量机

中图分类号:TN391.1

文献标志码:A

Script Identification Based on Gaussian Derivative Filter Bank

Tong Li¹, Zhou Lin¹, Ping Xijian¹, Xu Sen²

(1. Information System Engineering College, PLA Information Engineering University, Zhengzhou, 450002, China;

2. School of Information Engineering, Yancheng Institute of Technology, Yancheng, 224000, China)

Abstract: A script identification method is proposed based on Gaussian derivative filter bank. The texture characteristic of document images is analyzed. Compared with traditional wavelet transform, the proposed algorithm can extract edge and ridge features with more orientations. The support vector machine (SVM) is applied for training and classifying the extracted features to identify scripts in different languages. Experiments are performed upon document images with ten kinds of languages (including Chinese, Russian, English, Japanese, Korean, Arabic, etc). The effects of different Gaussian derivative filter parameters on the identification performance are tested, and other three script identification methods based on texture are selected for comparing. Experimental results show that the proposed algorithm can improve the speed and the correct rate of script identification.

Key words: document image; script identification; Gaussian derivatives filters bank; support vector machine (SVM)

引 言

近些年来,随着信息处理技术、多媒体技术与网络技术的发展,全球信息化的步伐越来越快,人们把浩如烟海的各类载体上的原始信息转化为计算机可以处理和传输的电子信息,以提高信息的利用率。在各种信息媒体中,文本图像是重要的信息载体。随着世界的多元化,面临一个多语言的环境,各种语言文字需要识别和处理。为了更好地处

理文本图像中的文字信息,需要利用光学字符识别(Optical character recognition, OCR)系统将其转换为电子文档。但OCR系统只能处理对应文种的文本图像,如中文的OCR系统不能处理英文的文本图像,所以在进行OCR转换前,必须先确定待处理图像的文种类别,这就需要加入人工的干预。在海量的文本图像处理中,人工作业会降低处理的自动化程度和效率。文本图像的文种识别是对以图像形式呈现、由不同语言文字构成的图像,提取能用于计算机识别的特征,实现文种的自动分

类。作为文本图像分析的一个重要组成部分和 OCR 系统的前端处理技术,文本图像的语种识别是海量信息处理面临的一个重要研究课题。

目前,语种识别方法主要可以划分为基于统计特征^[1-3]、基于符号匹配^[4-5]和基于纹理特征^[6]。

基于统计特征和基于符号匹配方法实现简单,速度快,但需要以准确的文本行划分和字符分割为前提,对文本图像的倾斜和噪声等鲁棒性较差^[7]。基于纹理特征的语种识别是将同一种文字的文本图像可以看作同一类纹理,这就可用纹理分类的方法来解决文字种类识别问题。近年来纹理分析技术的迅速发展,使基于纹理特征的语种识别算法日趋成熟。基于纹理特征的语种识别算法主要有基于 Gabor 滤波器法^[8]、基于小波变换法^[9]、基于小波包的方法^[10]、基于二元树复数小波的方法^[11]、基于小波共生直方图的方法^[12]。Gabor 滤波模拟人的视觉系统,具有旋转不变性,语种识别的种类和准确率都较高,但是计算量大;小波变换具有独特的快速算法,大大减小了计算量,但每一级多分辨率分解只能提取图像 3 个方向的特征,识别率不高;基于小波共生直方图的方法提高了识别率,但在小波分解的基础上进行共生直方图的计算,速度慢,特征维数高。

鉴于以上基于纹理特征的语种识别算法中存在的一些问题,本文分析了不同语种文字的纹理特征,构造了一组方向性检测文字边缘信息和脊信息的高斯衍生滤波器,得到各个尺度和方向上的滤波后图像能量和能量比例特征,并使用支持向量机(Support vector machine, SVM)作为分类器对文本图像进行语种识别和分类,与其他 3 种基于纹理的语种识别算法进行了比较。实验结果表明本文算法能得到较好的识别性能。

1 文本图像的纹理特性分析

图 1 为 4 种语种的示例图像。从图 1 可以看出,汉字大多由“横”“竖”“撇”“捺”几种笔画构成,每种笔画的组成比例大致相同,可以将这几种笔画分别看作方向为 0°,90°,45°,135°的线段,曲线形的笔画很少。英文主要由曲线和竖直的线段构成,曲线的方向可以看作在某段角度范围内均匀分布,如字母“o”的方向可以看作在[0°,360°]上均匀分布。韩文既有各个方向的笔画,又含有曲线形的笔画,并且竖直方向上的笔画所占比例明显高于其他方向。阿拉伯文的笔画构成非常明显,主要由较长

的水平方向笔画和较短的竖直方向笔画构成,并且水平方向的笔画占了大多数。从以上分析可以发现,不同语种的文字在笔画的方向分布上存在着明显的差异。文字笔画表现为具有方向性的线段或曲线,这些线段或曲线既含有边缘信息,也含有脊信息,可以此为依据,提取各个方向上的边缘和脊特征,进行语种识别。

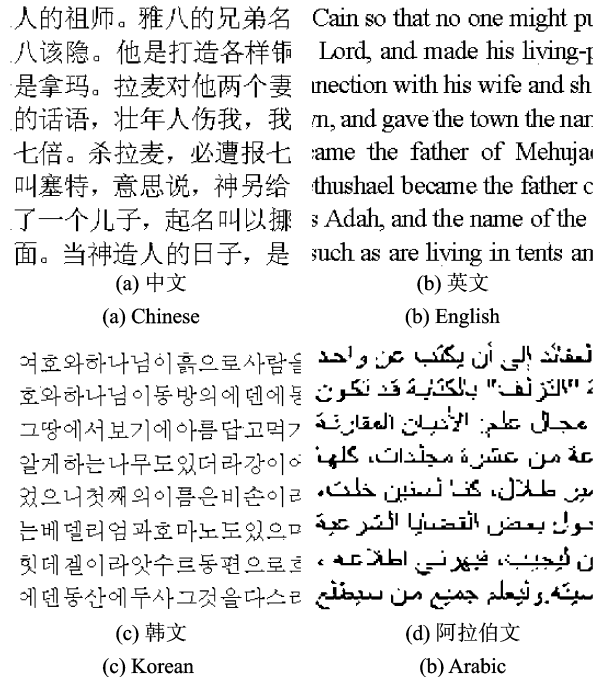


图 1 4 种语种文本图像

Fig. 1 Document images with four kinds of languages

2 滤波器组设计

在小波分解中,在每个尺度空间只能检测有限的 3 个方向(水平方向、垂直方向和对角线方向,且正负对角线方向无法区分)的边缘信息,其方向选择性非常有限,如图 2 所示。

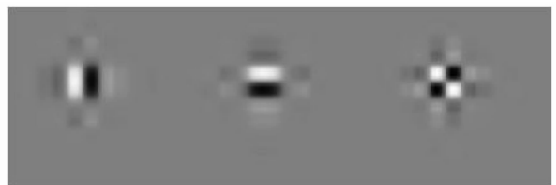


图 2 二维小波响应

Fig. 2 2-D wavelet response

二维二元树复数小波变换实部响应如图 3 所示。从图中可以看出,实部可以在每一尺度空间上提取 -75°, -45°, -15°, +15°, +45°和 +75°方向

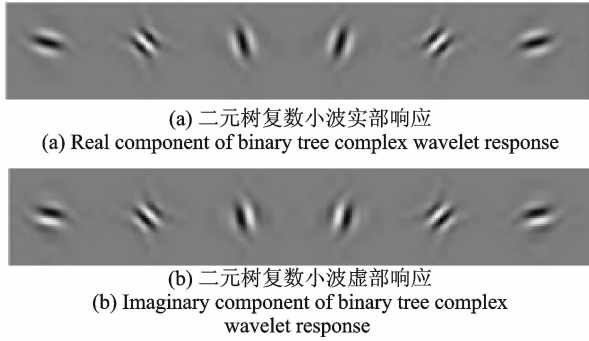


图 3 二元树复数小波响应

Fig. 3 Binary tree complex wavelet response

上的脊信息,虚部可以检测 6 个方向上的边缘信息。

为了精细地检测文字在更多方向上的边缘和脊信息,本文设计了一组包含一阶和二阶高斯衍生滤波器的滤波器组。二维一阶高斯衍生滤波器可以用来检测图像的边缘^[13],一维高斯滤波器的表达式为

$$G^{\sigma_x}(x) = (2\pi\sigma_x^2)^{-\frac{1}{2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}} \quad (1)$$

式中: σ_x 为滤波器的尺度参数。

二维一阶高斯衍生滤波器的表达式为

$$G_d^{\sigma_x\sigma_y^1}(x,y) = \frac{\partial G^{\sigma_x}(x)}{\partial x} \times \frac{\partial G^{\sigma_y}(y)}{\partial y} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}} \frac{-x}{\sigma_x^2} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{-y}{\sigma_y^2} = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{xy}{\sigma_x^2\sigma_y^2} \quad (2)$$

定义 x 方向和 y 方向上的尺度比 r 为

$$r = \frac{\sigma_x}{\sigma_y} \quad (3)$$

则有

$$G_d^{\sigma_x\sigma_y^1}(x,y) = \frac{1}{2\pi r\sigma_y^2} e^{-\frac{x^2}{2r^2\sigma_y^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{xy}{r^2\sigma_y^4} \quad (4)$$

图 4(a)为尺度比 $r=3$ 时二维一阶高斯衍生滤波器的响应。由图可以看出,该滤波器只能检测 0° 方向的边缘信息,为了检测其他方向的边缘,需要对滤波器进行旋转,旋转角度为 θ 的二维一阶高斯衍生滤波器为

$$G_{d\theta}^{\sigma_x\sigma_y^1}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{x'^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}} \frac{x'y'}{\sigma_x^2\sigma_y^2} \quad (5)$$

式中: $x' = x\cos\theta + y\sin\theta$, $y' = -x\sin\theta + y\cos\theta$ 。图 4(b)为旋转角度为 45° 的二维一阶高斯衍生滤波器的响应。

二维二阶高斯衍生滤波器可以用来检测图像的脊^[13],如图 5 所示,表达式为

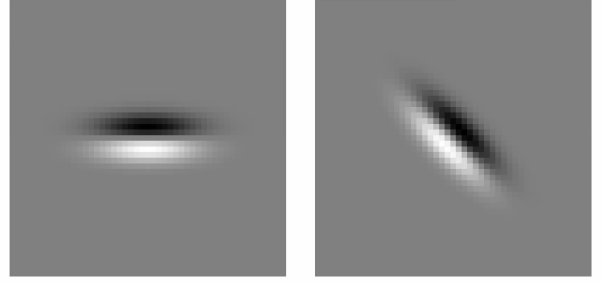


图 4 二维一阶高斯衍生滤波器响应
Fig. 4 Response of the first order of 2-D Gaussian derivative filter

图 4 二维一阶高斯衍生滤波器响应

Fig. 4 Response of the first order of 2-D Gaussian derivative filter

$$G_d^{\sigma_x\sigma_y^2}(x,y) = \frac{\partial^2 G^{\sigma_x}(x)}{\partial x^2} \times \frac{\partial^2 G^{\sigma_y}(y)}{\partial y^2} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_x^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2}} \frac{(x^2 - \sigma_x^2)}{\sigma_x^4} \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_y^2}} e^{-\frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{(y^2 - \sigma_y^2)}{\sigma_y^4} = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_x^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{(x^2 - \sigma_x^2)(y^2 - \sigma_y^2)}{\sigma_x^4\sigma_y^4} = \frac{1}{2\pi r\sigma_y^2} e^{-\frac{x^2}{2r^2\sigma_y^2} - \frac{y^2}{2\sigma_y^2}} \frac{(x^2 - r^2\sigma_y^2)(y^2 - \sigma_y^2)}{r^4\sigma_y^8} \quad (6)$$

旋转角度为 θ 的二维二阶高斯衍生滤波器为

$$G_{d\theta}^{\sigma_x\sigma_y^2}(x,y) = \frac{1}{2\pi r\sigma_y^2} e^{-\frac{x'^2}{2r^2\sigma_y^2} - \frac{y'^2}{2\sigma_y^2}} \frac{(x'^2 - r^2\sigma_y^2)(y'^2 - \sigma_y^2)}{r^4\sigma_y^8} \quad (7)$$

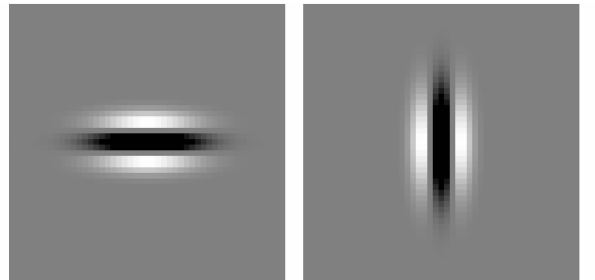


图 5 二维二阶高斯衍生滤波器响应
Fig. 5 Response of the second order of 2-D Gaussian derivative filter

图 5 二维二阶高斯衍生滤波器响应

Fig. 5 Response of the second order of 2-D Gaussian derivative filter

3 基于高斯衍生滤波器组的文种识别

3.1 特征提取

图像 $I(x,y)$ 经过滤波器的输出为

$$f_{\theta}^{\sigma_x\sigma_y^m}(x,y) = I(x,y) \otimes G_{d\theta}^{\sigma_x\sigma_y^m}(x,y) \quad (8)$$

式中： $m=1,2$ 分别表示一阶和二阶高斯衍生滤波器。

尺度 i 上高斯衍生滤波器组各个方向上输出图像的能量为

$$E_{\theta_j}^{\sigma_x \sigma_y^i m} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f_{\sigma_x \sigma_y^i m}(x, y) \quad j=1,2,\dots,L \quad (9)$$

式中： M 和 N 分别为图像的高和宽， L 为滤波器组中方向滤波器的个数。尺度 i 上高斯衍生滤波器组各个方向上输出图像的能量比例为

$$R_{\theta_j}^{\sigma_x \sigma_y^i m} = E_{\theta_j}^{\sigma_x \sigma_y^i m} / (E_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^i m} + \dots + E_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^i m}) \quad (10)$$

由多尺度高斯衍生滤波器组得到的多尺度输出图像能量特征向量和多尺度小输出图像的能量比例特征向量如下。

(1) 多尺度输出图像能量特征向量

$$E = [E_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^1}, \dots, E_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^1}, \dots, E_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^P}, \dots, E_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^P}, \dots, E_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^{1,2}}, \dots, E_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^{1,2}}, \dots, E_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^{P,2}}, \dots, E_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^{P,2}}] \quad (11)$$

式中： P 表示滤波器组中滤波器尺度的个数。

(2) 多尺度输出图像的能量比例特征向量

$$R = [R_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^1}, \dots, R_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^1}, \dots, R_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^P}, \dots, R_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^P}, \dots, R_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^{1,2}}, \dots, R_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^{1,2}}, \dots, R_{\theta_1}^{\sigma_x \sigma_y^{P,2}}, \dots, R_{\theta_L}^{\sigma_x \sigma_y^{P,2}}] \quad (12)$$

了一场暴雨。他装出一付没有过分。他知道，过分的傍晚。所以，在会见结束意意大利和其他一些占领地的，也使德国特使加深了余仓即轻轻地嘲笑了这个年轻人”，十足的“轻浮之至”。这船柯夫，实际上自己被拿破

ng. After a little time [fe they spoke of his death. night by a ferocious horse without seeing them again became conscious, sudden and looking up, noticed a w berries, stood a dark-bal

льку все это в первый [Наконец работа завери Официальный кабинэ. Но вот сейчас, здесь в роли президента, а о страши, мне многое хо о мы ничею не говор ться на прощанье. Сл

기술에 기억했다. 이 내민은 공해 이 불타고 있다. 것이다. 반박이은 아니다. 세면이 잘라 치면으로 부 '1' 있다. 직원의 사과는 어이로 이실습을 이점하는 사.인리는 이판 이라는 인간이다. 그리고 한테이라 이할 수 있다. 자국적인 습관을 이라 하기위해 이 못해서, 그래서

(a) 中文	(b) 英文	(c) 俄文	(d) 日文	(e) 韩文
(a) Chinese	(b) English	(c) Russian	(d) Japanese	(e) Korean

(f) 阿拉伯文	(g) 印地文	(h) 缅甸文	(i) 柬埔寨文	(j) 藏文
(f) Arabic	(g) Indian	(h) Myanmar	(i) Cambodia	(j) Tibetan

图 6 图像库中的文本图像

Fig. 6 Document images in library

本文在 Intel 2.40 GHz 处理器、1 GB 内存的 Windows XP Professional 微机环境下，以 Matlab R2007b 为实验平台进行实验。实验时每种文种随机选取 100 幅用于训练，余下的 200 幅用于测试。算法的评价指标分为识别效率与识别效果两个方

3.2 训练和分类

本文选用 SVM 作为分类器，对提取的特征进行训练和分类，采用径向基函数 (Radial basis function, RBF) 作为支持向量机的核函数。

文献[4]SVM 是根据统计学习理论提出的一种基于结构风险最小化原则的机器学习方法。该方法能够适应小样本集学习的情况，不过分依赖于输入样本的数量和质量，并具有很强的泛化能力，其基本思想是通过内积函数，将输入的特征空间映射到高维特征空间，从而在高维空间中寻找使训练数据分类间隔最大的广义最优分类面，以避免在原输入空间进行非线性曲面分割的计算。

4 实验结果与分析

为了检验算法的性能，自建了一个包含中、英、俄、日、韩、阿拉伯、印地、缅甸、柬埔寨、藏 10 种文种各 300 幅尺寸为 128×128 像素的灰度图像库。库中图像是从报纸、杂志和书籍上扫描得到的，每幅图像 8 个文本行，图 6 给出了 10 幅不同文种的文本图像。

面。识别效率主要用算法对单幅图像的特征提取时间、特征维数来衡量，识别效果用识别率来衡量，识别率的定义如下

$$\text{识别率} = \frac{\text{正确识别的样本数}}{\text{测试样本总数}} \times 100\% \quad (13)$$

4.1 一阶、二阶和一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合的性能比较

一阶和二阶高斯衍生滤波器组分别可以检测文本图像的边缘特征和脊特征,为了验证不同特征的识别效果,设计本实验。表 1 为一阶高斯衍生滤波器组,二阶高斯衍生滤波器组和一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合得到的性能,3 个滤波器组的尺度和方向一致,均为 3 个尺度,8 个方向。其中第 1 组到第 5 组实验为每个文种 300 幅图像中分别随机选取 100 幅用于训练,余下的 200 幅用于测试得到的识别率。从表 1 中可以看出,一阶和二阶高斯衍生滤波器组都能得到较好的识别性能,即文本图像中既存在边缘特征,也存在脊特征,验证了文中第 2 节的分析。联合滤波器组能的识别性能提高了两个百分点左右,说明组合特征的识别效果更好,因此本文采用一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合的方法来进行文种识别。

4.2 尺度比对算法性能的影响

由式(2,6)可以看出,尺度比 r 不同,滤波器的

表 1 一阶、二阶和一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合的识别率

Table 1 Recognition accuracy of the first order Gaussian filter, the second order Gaussian filter, and the combination of the first order and the second order Gaussian derivative filter %

滤波器	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组	第 5 组	平均
一阶高斯衍生滤波器	95.93	95.33	95.73	95.60	96.13	95.75
二阶高斯衍生滤波器	96.87	96.00	96.06	96.13	96.73	96.36
一阶和二阶高斯衍生滤波器联合	98.27	98.53	98.27	98.47	98.40	98.39

响应也不同。图 7,8 为尺度比分别为 $1/3, 1/2, 1/1, 2/1$ 和 $3/1$ 时 0° 方向上一阶和二阶高斯衍生滤波器的响应。不同尺度比下滤波器的响应不同,所检测的图像特征也不同。图 9 为方向个数为 8,不同尺度比下采用一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合的方法进行 10 次实验得到的平均识别率。从图中可以看出,在尺度比 r 为 $3/1$ 时能得到最好的识别性能。

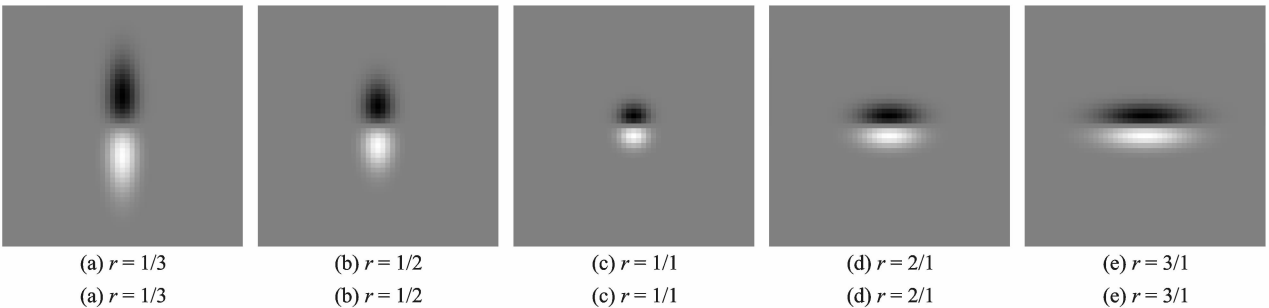


图 7 不同尺度比下一阶高斯衍生滤波器的响应

Fig. 7 Responses of the first order Gaussian derivative filter at different scale ratios(r)

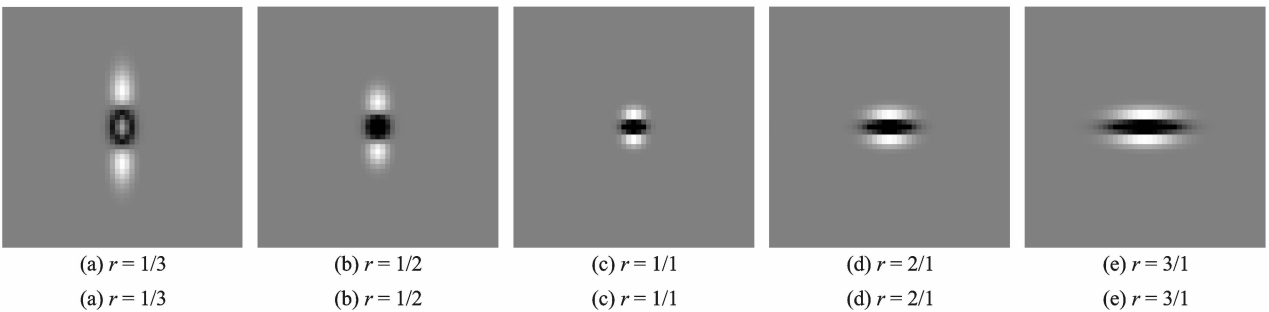


图 8 不同尺度比(r)下二阶高斯衍生滤波器的响应

Fig. 8 Responses of the second order Gaussian derivative filter at different scale ratios(r)

4.3 方向个数对性能的影响

由式(5,7)可以看出,旋转角度 θ 不同,滤波器的响应也不同,所检测的图像特征也是不同的。图 10 为尺度比 r 为 $3/1$ 时,不同尺度方向个数下采用

一阶和二阶高斯衍生滤波器组联合的方法进行 10 次实验得到的平均识别性能。从图中可以看出,在方向个数为 8 时能得到最好的识别性能,即各文种文字图像中的文字笔画主要集中在水平、垂直和对

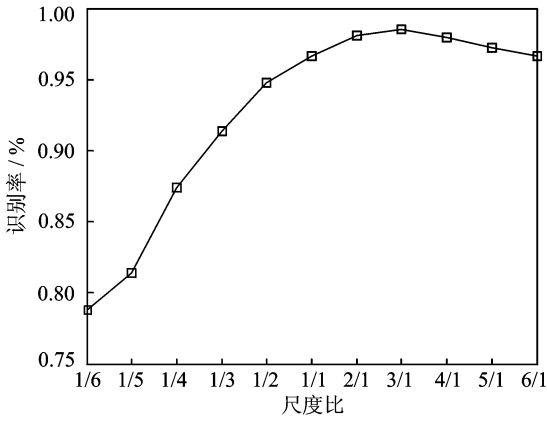


图 9 算法在不同尺度比时的识别率

Fig. 9 Identification accuracy at different scale ratios

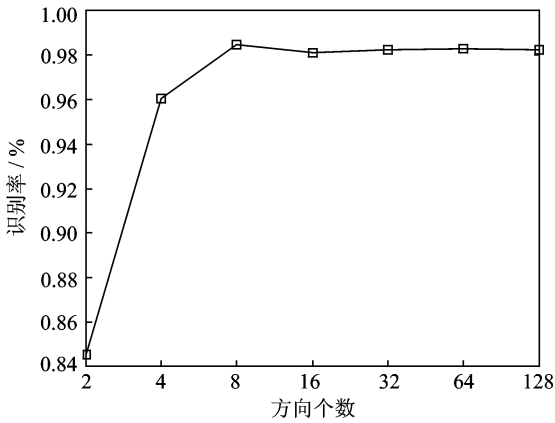


图 10 算法在不同方向个数时的识别率

Fig. 10 Identification accuracy at different orientation numbers

角线方向上。

4.4 与其他方法性能的比较

为了验证本文算法的有效性,与基于小波变换^[9]、基于二元树复数小波变换^[11]以及基于小波共生直方图的方法^[12]的方法进行比较。由上面两个实验得知,在尺度比为尺度比为 3/1,方向个数为 8 时算法能达到最好的识别效果。表 2 为本文算法在尺度比为 3/1,方向个数为 8 时与其他 3 种方法的 10 次实验的平均识别率和算法的识别效率。从表 2 中可以看出,本文方法的特征提取速度略低于基于小波变换和基于二元树复数小波变换的方法,特征维数多了 36 维,但识别率分别提高了约 4% 和 3%。相比小波共生直方图方法,本文方法在保持了良好的识别率的同时,特征维数减少了 7/8,特征提取速度提高了近 2 倍。

再从理论上分析在使用 SVM 做分类器时,本文方法与基于小波共生直方图方法的计算复杂度^[14]。假设训练样本的个数为 l ,测试样本的个

数为 m ,特征维数为 d ,使用 SVM 分类器做训练得到的支持向量的个数为 N_{sv} 。由文献[15]知,在训练阶段,由于支持向量的个数 N_{sv} 远小于上界 l 即 $N_{sv}/l \ll 1$,因此计算复杂度为 $O(N_{sv}dl)$,测试阶段的计算复杂度为 $O(N_{sv}dm)$,即在支持向量相等的情况下,计算复杂度与特征维数 d 成正比。在多次实验中发现,本文方法和基于小波共生直方图的方法训练得到的支持向量个数相差不大,本文算法的特征维数是基于小波共生直方图方法的 1/8。由此可得,在训练和测试阶段,本文算法的计算复杂度约为后者的 1/8。

表 2 4 种文种识别算法的识别率和识别效率比较

Table 2 Comparison of four kinds of script identification algorithms with identification accuracy and identification efficiency

变换方法	识别率 / %	特征维数	特征提取时间 / s
基于小波变换方法	94.27	12	0.059
基于二元树复数小波变换方法	95.48	12	0.086
基于小波共生直方图方法	98.49	384	0.370
本文方法	98.61	48	0.140

5 结束语

一阶和二阶高斯衍生滤波器可以分别检测图像的边缘特征和脊特征,本文将一阶和二阶高斯衍生滤波器组应用于文本图像的文种识别。相对于传统的小波变换,使用高斯衍生滤波器组可以在更多方向上提取图像的纹理特征。实验中测试了滤波器不同参数对算法性能的影响,并与基于小波变换,基于二元树复数小波变换和基于小波共生直方图的方法进行了比较。实验结果表明,与前两种方法相比,本文算法的识别率分别提高了约 4% 和 3%,与基于小波变换的方法相比,本文算法在保持了良好的识别率的同时,特征提取速度提高了近 2 倍,训练和测试阶段的计算复杂度约为后者的 1/8。

参考文献:

- [1] Spitz A L. Determination of the script and language content of document images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(3):235-245.
- [2] Pal U, Chaudhuri B B. Identification of different

- script lines from multi-script documents[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 20: 945-954.
- [3] Elgammal A M, Ismail M A. Techniques for language identification for hybrid arabic-english document images[C]// *Proc of 6th International Conference on Document Analysis and Recognition*, Seattle, USA: IEEE Computer Society, 2001: 1100-1104.
- [4] Hochberg J, Kelly P, Thomas T. Automatic script identification from images using cluster-based templates[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(2): 176-181.
- [5] Nakayama T, Spitz A L. European language determination from image[C]// *Proc of the International Conference on Document Analysis and Recognition*, Tsukuba, Japan: IEEE Computer Society, 1993: 159-162.
- [6] Busch A, Boles W W, Sridharan S. Texture for script identification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005, 27(11): 1720-1732.
- [7] 顾立娟, 平西建, 程娟, 等. 一种具有旋转鲁棒性的文本图像文种识别方法[J]. *中国图像图形学报*, 2010, 15(6): 879-886.
Gu Lijuan, Ping Xijian, Cheng Juan, et al. A robust rotation-invariant script identification method of document images[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2010, 15(6): 879-886.
- [8] Tan T N. Rotation invariant texture features and their use in automatic script identification[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1998, 20(7): 751-756.
- [9] 曾理, 唐远炎, 陈廷槐. 基于多尺度小波纹理分析的文字种类自动识别[J]. *计算机学报*, 2000, 23(7): 699-704.
Zeng Li, Tang Yuanyan, Chen Tinghui. Multi-scale wavelet texture-based script identification method[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2000, 23(7): 699-704.
- [10] Padma M C, Vijaya P A. Entropy based texture features useful for automatic script identification[J]. *International Journal on Computer Science and Engineering*, 2010, 2(2): 115-120.
- [11] 朱华光, 平西建, 程娟. 基于二元树复数小波变换的文种自动识别[J]. *数据采集与处理*, 2008, 23(6): 766-712.
Zhu Huaguang, Ping Xijian, Cheng Juan. Automatic script identification based on dual-tree complex wavelet transform[J]. *Journal of Data Acquisition and Processing*, 2008, 23(6): 766-712.
- [12] Hiremath P S, Shivashankar S. Wavelet based co-occurrence histogram features for texture classification with an application to script identification in a document images[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2008, 29(9): 1182-1189.
- [13] 刘复昌, 徐丽燕, 孙权森, 等. 结合 ASM 及特征融合策略的 Tagged MR 左心室分割[J]. *计算机工程与应用*, 2010, 46(10): 160-164.
Liu Fuchang, Xu Liyan, Sun Quansen, et al. Segmentation of left ventricle from Tagged MR images based on ASM and feature fusion strategy[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(10): 160-164.
- [14] Vapnik V. *The nature of statistical learning theory* [M]. New York: Springer-Verlag, 1998.
- [15] Christopher J C. *A tutorial on support vector machines for pattern recognition*[J]. *Data Mining and Knowledge Discovery*, 1998, 2(2): 121-167.
- 作者简介:**童莉(1978-),女,博士,研究方向:图像处理、模式识别, E-mail: tttocean@163.com;周林(1983-),男,博士,研究方向:图像处理、模式识别;平西建(1953-),男,教授,博士生导师,研究方向:图像处理、信息隐藏、模式识别;徐森(1983-),男,博士,副教授,研究方向:机器学习、人工智能和文本挖掘。