

# 面向汉字书写质量评价的 Gabor 特征提取方法

闫文耀<sup>1</sup>, 郭铭涛<sup>2</sup>, 王志晓<sup>2,3</sup>, 张九龙<sup>2</sup>

(1. 延安大学西安创新学院 数据科学与计算机学院, 陕西 西安 710100;

2. 西安理工大学 计算机科学与工程学院, 陕西 西安 710048;

3. 陕西省网络计算与安全技术重点实验室, 陕西 西安 710048)

**摘要:** 汉字书写质量的智能化自动评价具有广泛的应用前景。已有的汉字书写质量评价大多基于部首分割和特征判决, 此类评价方法的一个关键环节在于对汉字分割的精度要求高。但是, 真实手写字体通常存在连笔、落笔力度不均匀、个性化的书写风格等问题, 这导致普通书写的字存在分割困难的问题。针对上述问题, 提出一种基于图像纹理的书写质量评价方法。该方法将书写线条的匀称清晰程度以及书写风格的一致性作为有效判据, 具体采用 Gabor 变换对书写样本的图像特征进行提取, 最终采用支持向量机的统计学习方法对书写质量进行有效评判。在 CHAED 字库集等多个真实数据集上的实验展示了该方法是有效且准确的, 其优势在于无需对字体进行分割, 且其全局性特征的提取过程计算代价较小。

**关键词:** 汉字; 书写质量评价; 纹理特征; Gabor 变换; 支持向量机

**中图分类号:** TP391

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1673-629X(2020)10-0092-05

**doi:** 10.3969/j.issn.1673-629X.2020.10.017

## Gabor-based Feature Extraction towards Chinese Character Writing Quality Evaluation

YAN Wen-yao<sup>1</sup>, GUO Ming-tao<sup>2</sup>, WANG Zhi-xiao<sup>2,3</sup>, ZHANG Jiu-long<sup>2</sup>

(1. Xi'an Innovation College of Yan'an University, School of Data Science and Computer Science, Xi'an 710100, China;

2. School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;

3. Shaanxi Key Lab of Network Computing and Security Technology, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** The intelligent automatic evaluation of the writing quality of Chinese characters has a wide application prospect. Most of the existing evaluation methods of writing quality of Chinese characters are based on radical segmentation and feature judgment. A key part of such evaluation methods is the high requirement of Chinese character segmentation precision. However, real handwriting usually has some problems such as connecting strokes, uneven strokes and personalized writing style, which leads to the difficulty in separating ordinary handwriting. Therefore, we propose a writing quality evaluation method based on image texture. In this method, the symmetry and clarity of writing lines and the consistency of writing style are taken as effective criteria, specifically with Gabor transform to extract the image features of writing samples, and finally statistical learning method of support vector machine is adopted to effectively evaluate the writing quality. Experiments on multiple real data sets, such as CHAED word set, show that the proposed method is effective and accurate. Its advantage lies in that font segmentation is not required, and the calculation cost of global feature extraction process is small.

**Key words:** Chinese character; writing quality evaluation; texture feature; Gabor transform; SVM

## 0 引言

2017年初,国家在关于实施中华优秀传统文化传承发展工程的意见中对书法提出发扬、普及和创新应用的要求。当前,基于图像分析的书法研究在传统文

化保护和普及方面发挥着重要的作用。国内已有相当多的书法研究成果,主要集中在碑帖图像去噪及增强<sup>[1-2]</sup>、书法字库检索<sup>[3-6]</sup>、书法体鉴别与评价<sup>[7]</sup>、特定风格生成<sup>[8]</sup>、书写质量评价等方面<sup>[9-10]</sup>。就本质而言,

收稿日期:2019-11-26

修回日期:2020-03-27

**基金项目:** 科技部重点研发计划项目(2017YFB1402103);国家自然科学基金(61772407);西安市科技计划项目(201805037YD15CG21(6));西安市碑林区科技局项目(GX1917)

**作者简介:** 闫文耀(1979-),女,硕士,副教授,研究方向为智能信息处理、模式识别等。

书法字检索、相似风格检索、体识别、风格生成等诸多应用的核心都是对字体的图像特征提取问题,包括手工设计的特征算子<sup>[11]</sup>和机器学习方法生成的统一特征<sup>[12]</sup>,如何设计符合书法特点直观感受以及手写字特点专家评价的图像特征算子,使得机器与人的评价结果具有较为一致的可解释性,对高质量的书写质量评价产生重要的理论研究价值。针对传统书写质量评价方法所建立特征描述子往往仅适合某一种字体、风格的缺陷,肖建国等人领导的团队对汉字按偏旁部首进行切分,进而应用美学度评价准则,取得了较好的效果<sup>[13]</sup>,但该方法需要较多的部首切分和美学评价规则制定。近期,该团队又针对艺术象形文字图像的自动生成问题探索性提出了一种新的模型 AGIS-Net,该模型是一种一阶段模型,在只需少量样本的情况下就可以同时传递形状和纹理样式,并且取得了良好的效果<sup>[14-15]</sup>。虽然基于图像统计特征的方法结果的解释性不强,但其适应性广、评价有效,故仍不失为一种重要的研究途径。吴江琴等在书法字识别<sup>[16]</sup>及体识别<sup>[17]</sup>中应用了该类方法,取得较好的成果。该文提出将 Gabor 特征应用于书写质量评价中,研究书写汉字的纹理特征,进一步应用 SVM 进行评级,分为优良和一般两个级别,与专家打分的质量评价表进行对照分析,形成手写汉字质量评价的新途径。

## 1 基于 Gabor 的汉字纹理特征提取

Gabor 滤波器是图像特征表示的主要方法之一,具有良好的多尺度及多方向性。生物学家通过实验证明了 Gabor 函数能够很好地模拟人类视觉细胞在受到外界刺激时做出的反应。Gabor 滤波器的应用关键在于频率、高斯核大小、方向等参数的选择上。Gabor 函数定义如下:

$$W(t, t_0, \omega) = e^{-\sigma(t-t_0)^2} e^{i\omega(t-t_0)} \quad (1)$$

那么 Gabor 变换可以表示为:

$$C(x(t))(t_0, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) W(t, t_0, \omega) dt \quad (2)$$

把式(1)代入式(2),整理可得:

$$C(x(t))(t_0, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-\sigma(t-t_0)^2} e^{i\omega(t-t_0)} dt \quad (3)$$

对式(3)展开后可得:

$$C(x(t))(t_0, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-\sigma(t-t_0)^2} \cos(\omega(t-t_0)) dt + i \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-\sigma(t-t_0)^2} \sin(\omega(t-t_0)) dt \quad (4)$$

其中,  $C(x(t))(t_0, \omega)$  表示原始信号  $x(t)$  在时间为  $t_0$ 、频率为  $\omega$  上的频率信息,它是一个复数形式,可按式(5)分为实部和虚部来表示。

$$C(x(t))(t_0, \omega) = \alpha_{\text{real}} + i\alpha_{\text{imag}} \quad (5)$$

因此,  $C(x(t))(t_0, \omega)$  便能通过极坐标系下的幅值  $\alpha$  和相位角  $\varphi$  来表示:

$$\alpha = \sqrt{\alpha_{\text{real}}^2 + \alpha_{\text{imag}}^2} \quad (6)$$

$$\varphi = \begin{cases} \arctan(\alpha_{\text{imag}}/\alpha_{\text{real}}) & \text{当 } \alpha_{\text{real}} > 0 \\ \pi + \arctan(\alpha_{\text{imag}}/\alpha_{\text{real}}) & \text{当 } \alpha_{\text{real}} < 0 \\ \pi/2 & \text{当 } \alpha_{\text{real}} = 0 \text{ 且当 } \alpha_{\text{imag}} \geq 0 \\ -\pi/2 & \text{当 } \alpha_{\text{real}} = 0 \text{ 且当 } \alpha_{\text{imag}} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

汉字的纹理特征提取本质上是使 Gabor 函数  $\varphi_{\mu,v}(z)$  对汉字样本做卷积运算。设汉字图像的灰度分布为  $I(z)$ , 则与  $\varphi_{\mu,v}(z)$  卷积的过程表示为:

$$G_{\mu,v}(z) = I(z) * \varphi_{\mu,v}(z) \quad (8)$$

其中,  $G_{\mu,v}(z)$  是复数,其幅值与相位用以下两个公式来表示:

$$M_{\mu,v}(z) = \sqrt{\text{Re}(G_{\mu,v}(z))^2 + \text{Im}(G_{\mu,v}(z))^2} \quad (9)$$

$$P_{\mu,v}(z) = \tan^{-1}[\text{Im}(G_{\mu,v}(z))/\text{Re}(G_{\mu,v}(z))] \quad (10)$$

鉴于常见的汉字部首主要为横、竖、撇、捺四个方向,恰好对应 Gabor 滤波空间的  $0, \pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ , 因此只需选定这 4 个方向对汉字图像进行 Gabor 纹理特征提取即可,字库中样本“乐”字的滤波后图像如图 1 所示。再提取汉字的 5 个尺度,4 个方向,将 Gabor 滤波器的频率选为  $f_{\text{max}} = 0.22$ ,取图像大小的一半尺寸作为滤波器窗口的大小,图 2 和图 3 分别为实验所得的幅度图像和实部特征。

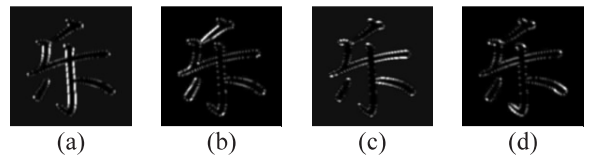


图 1 “乐”字的滤波后的实验效果

单个汉字的特征可代表整篇的书写特征,也是整篇书写水平的反映。该文将整篇汉字进行切割,将所有汉字样本归一到统一大小,提取其 5 个尺度,4 个方向的特征。在获取了 20 个滤波图像后,通过公式  $E = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$  和  $\Delta = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - M)^2}{n}$  分别计算均值和方差,并以此作为特征向量。

## 2 基于 SVM 的书写质量评价方法

在获取图像特征后,需要使用分类器进行书写质量的等级评价,即分为优良和一般两种等级。虽然更精细的评价在于为每篇作品在各个指标上打分评价,但在目前的探索研究中,仅考虑使用图像特征及分类器进行粗分类作为尝试。SVM 是基于统计学的机器学习分类方法,准确率较高,推广性也较好。它具有核

函数、最优超平面等解决方案,可解决过拟合等问题。该文选取常见的 SVM 方法进行二值分类。在计算完每个汉字滤波图像的均值和方差后,得到 40 维特征向量,以此作为特征输入支持向量机。

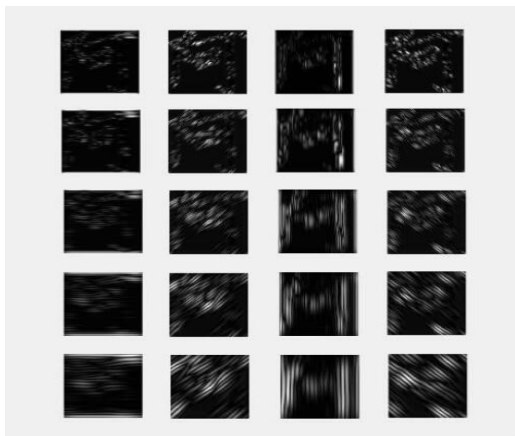


图 2 “阿”字滤波后幅度特征

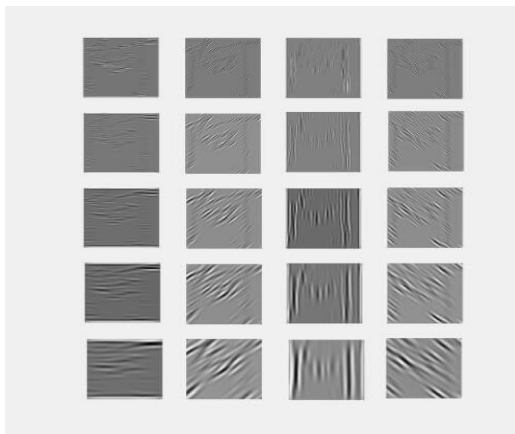


图 3 “阿”字滤波后实部特征

汉字特征提取具体过程如下:

```

Begin
gamma ← 0.5;
theta ← pi/4;
a ← sqrt(2);
fmax ← 0.22;
r ← m/2; c ← n/2;
i ← 1;
j ← 21;
for u ← 0:4
do
f ← fmax * a(-u);
lambda ← 1/f;
for v ← 0:3
do
sigma ← 0.56 * lambda;
GK ← getGaborKernel ( r,c,v * theta, sigma, lambda,
gamma)
x ← conv2( pic,GK);
mea ← mean2( x);

```

```

colvector( i,1) ← mea;
i ← i+1;
var ← std2( x)^2;
colvector( j,1) ← var;
j ← j+1;
End
End
End

```

设 pic 为所有训练样本的集合,训练样本为灰度图像,  $n$  为所有训练样本的总量。对 Gabor 核函数进行参数设置:  $m, n$  分别为当前图像的高和宽,把 Gabor 核窗口设置成图像窗口的一半<sup>[18]</sup>,  $\gamma$  的取值为 (0,1) 之间,由于 Gabor 滤波器的仿生特性,0.5 是比较符合人类视觉的。设定五个尺度,四个方向 (0,  $\pi/4, \pi/2, 3\pi/4$ )。 $f$  决定了 Gabor 滤波器的尺度特性, Gabor 滤波器频率变化公式为  $f[k] = a^{(-k)} * f_{\max}$ ,  $\sigma$  为高斯函数标准差。函数 getGaborKernel 返回一个方向一个尺度的 Gabor 核,函数 conv2( pic, GK) 取 pic 样本集合中一个样本与四个方向五个尺度二十个 Gabor 核函数进行卷积。函数 mean2 和 std2 分别为卷积过后的均值和标准差,向量 colvector 内存储的是二十个卷积图像分别取的均值和方差,组成 40 维向量。每个样本都有一个 colvector,最终组成列向量集合,然后利用 SVM 进行分类。

下面主要介绍 SVM 参数优化的过程:

基于统计方法的 SVM 算法,其中的参数在于核函数的选取以及惩罚因子的系数,这两个参数的选择直接决定了分类效果的优劣。经过寻优的参数其效果可以远远超过未寻优的参数。常见的方法有基于网格的穷举筛选法和基于遗传算法的寻优方法。穷举法的思路较简单,易实现。给定参数的最大最小值范围,确定搜索步长即平面上网格大小,逐网格进行搜索。在每个网格参数点上,将数据集 5 等份,进行 5 重交叉验证,获取识别率。最终搜索完网格后确定最佳参数。

虽然该文只是进行了二值分类,但在 SVM 的输出中,是存在回归函数的具体数值的,施加了阈值判断,从而形成二值决策,所以文中方法对其稍加改进,即可用于书写质量的打分上来。

### 3 实验与分析

#### 3.1 数据准备

实验数据来源于北京大学计算机科学技术研究所字形计算技术实验室孙榕鞠等人整理的 CHAED 字库,它包含 30 个人书写的 100 个汉字,每字收集 10 种写法构成 1 000 个字的字库,并有 33 个人工打分数据。图 4 为字库中不同书写质量以及不同结构的汉字样本示例。



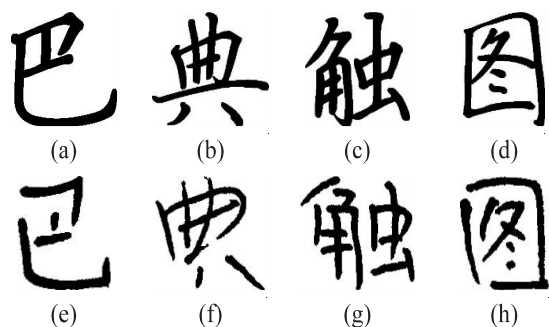


图 4 字库部分汉字样本示例



(a)清晰匀称训练集



(c)清晰匀称测试集



(b)不清晰匀称训练集



(d)不清晰匀称测试集

图 5 笔划清晰匀称性实验数据集

通过实验测得最终的分类识别率为 91%,反映出 Gabor 特征可以表示书写的匀称性。

### 3.3 书写风格一致性判断

同一个人书写的汉字风格是统一的,不同人的风格是不同的,本部分实验使用 Gabor 特征进行书写风格一致性判断。实验数据的准备是这样的,针对同一

### 3.2 笔划清晰匀称性的特征衡量

本部分研究以 Gabor 特征衡量书写线条的匀称性及笔画的清晰度。好的书写,笔划之间清晰,结构匀称;差的作品,由于笔划扭曲,比例失调等形变造成笔划不清晰,结构不匀称的效果。清晰和匀称是两个较相近的特征,所以选用同一组样本进行实验。实验中选取书写匀称、符合规范的 100 个汉字,另外选取不具备这些特征的 100 个汉字,提取 Gabor 特征,用于决策分类。实验数据集如图 5 所示。

罗温泪明到坐苑薰倚斜。  
断先恩老未颜红平方利。  
夜月斜斗南干阑斗北家。  
人半色月深更纱窗绿透。  
今夜偏知春气暖虫声新。

(a)Person A 训练集

铁沙沉戟折斜到明泪湿。  
罗巾梦不成深前殿按歌。  
声易居白词宫后乔二锁。  
深春雀铜便郎周与不风。  
东朝前认洗磨将自销未。

(c)Person A 测试集

之此众者悦而寡者三十。  
第章德至广梯凡其悦子。  
则父其敬故矣已敬者礼。  
悦人万千而人一敬悦臣。  
则君其敬弟则也道要谓。

(b)Person B 训练集

一十第章刑五二十第章。  
道要广也道之乱大此亲。  
无者孝非法无者人圣非。  
上无者君要孝不于大莫。  
罪而千三属之刑五曰子。

(d)Person B 测试集

图 6 书写风格一致性判断实验数据集

这部分实验风格鉴别率不高的原因是两个人的样本都来自同一书法字帖的摹写,原有的风格是一致的。这里只是每人在摹写时附加了个人的特点,这种算法在公安部门图侦室的书写同一验证中有重要作用。

篇楷书作品,不同的人通过透明纸覆盖在其上进行摹写,鉴别不同的书写风格。实验数据集如图 6 所示,选取两个人的摹写样本各 100 个汉字,训练集和测试集分别包括两个人的 100 个汉字,风格一致性的测试结果 65%。

### 3.4 汉字书写质量评价实验

本部分进行汉字书写质量评价的综合实验,需要机器给出优秀和一般两种判断。实验数据集如图 7 所示,通过和人工打分进行对比,得出文中算法的识别率

为95%。



(a)优秀样本训练集



(b)一般样本训练集



(c)优秀样本测试集



(d)一般样本测试集

图7 汉字书写质量评价实验数据集

综上,文章从三方面对 Gabor 滤波器在书法特征鉴别方面的性能进行了测试,实验表明其效果较为理想。

## 4 结束语

针对汉字书写质量的评价问题,提出了基于 Gabor 滤波器特征表示的二值评价方法,根据 5 个尺度 4 个方向的 Gabor 特征,以均值和方差作为统计特征,输入 SVM 进行分类判别,分别检验了 Gabor 特征在笔划清晰结构匀称性及风格一致性方面的性能,并进行了综合的质量评价实验,取得了良好的效果。书法质量评价的研究是一个具有广泛应用价值的研究领域,其涉及到特征提取、图像形态学和图像语义理解等问题,提出的方法不依赖于字体分割精度,这为探索基于统计学习的书法质量评价研究提供了新的研究思路和方法。

## 参考文献:

- [1] 张俊松. 书法碑帖图像去噪、轮廓拟合及纹理建模研究[D]. 杭州:浙江大学,2007.
- [2] 张一夫. 碑帖图像文字的分割与提取[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2013.
- [3] 章夏芬,张龙海,韩德志,等. 自适应书法字图像匹配和检索[J]. 浙江大学学报:工学版,2016,50(4):766-776.
- [4] 章夏芬. 中国数字书法检索与作品真伪鉴别的研究[D]. 杭州:浙江大学,2006.
- [5] 俞凯,吴江琴,庄越挺. 基于骨架相似性的书法字检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2009,21(6):746-751.
- [6] 俞凯,吴江琴. 书法字快速多层检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(8):1415-1419.
- [7] TAO D, JIN L, Zhang S, et al. Spare discriminative informa-

tion preservation for Chinese character font categorization [J]. Neurocomputing, 2014, 129(1):159-167

- [8] 徐玉霞. 书法牌匾生成技术的研究与实现[D]. 杭州:浙江大学,2007.
- [9] 彭毅. 手写体汉字的书写质量评价[D]. 广州:华南理工大学,2007.
- [10] 金连文,高岩. 一种基于置信度的汉字书写质量评价方法:中国,CN200910042118. X[P]. 2010-01-20.
- [11] 温丽敏. 基于审美特征的书法评价模型构造与实现[J]. 计算机工程与设计,2008,29(7):1865-1868.
- [12] HINTON G E, SRIVASTAVA N, KRIZHEVSKY A, et al. Improving neural networks by preventing co-adaptation of feature detectors [J]. The computing research repository (CoRR), arXiv:1207.0580, 2012.
- [13] SUN Rongju, LIAN Zhouhui, TANG Yingmin, et al. Aesthetic visual quality evaluation of chinese handwritings [C]// Proceedings of the 24th international conference on artificial intelligence (IJCAI'15). Buenos Aires: AAAI Press, 2016: 2510-2516.
- [14] GAO Y, GUAN Y, LIAN Z, et al. Artistic glyph image synthesis via one-stage few-shot learning [J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(6):185.1-185.12.
- [15] LIAN Z, ZHAO B, CHEN X, et al. EasyFont: a style learning based system to easily build your large-scale handwriting fonts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(1):6.1-6.18.
- [16] 庄越挺, 吴江琴, 林媛, 等. 书法字识别方法: CN 103093240A [P]. 2013-05-08.
- [17] ZHUANG Y, LU W, WU J. Latent style model: discovering writing styles for calligraphy works [J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2009, 20(2):84-96.
- [18] 李建萍, 付丽琴, 韩焱. 用于特征提取的 Gabor 滤波器参数设置 [J]. 光学与光电技术, 2010, 8(3):79-83.