

结合模糊支持向量机的曲线类比在 书法风格仿真中的研究

陈 颀 朱福喜

(武汉大学计算机学院, 武汉 430072)

摘 要 通过学习有限的输入字帖, 实时全自动地独立创作出风格迥异的书法作品是计算机艺术仿真研究领域中的一个重要方向。提出了一种结合模糊支持向量机 (FSVM) 的曲线类比学习算法, 能够根据用户设定的参数生成各种风格的书法作品。首先将字帖图像转换为层次化的笔画结构模型, 通过 FSVM 检索骨架结构相似点的序列进而对其进行曲线类比与演化, 最后经过处理选择得到新风格的字体。仿真实验结果表明, 基于 FSVM 的曲线类比算法能根据输入的不同风格书法图像和用户的参数设定生成大量新颖的书法风格。

关键词 模糊支持向量机 曲线类比 书法风格仿真 骨架精细化

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0340-06

Novel Chinese Calligraphy Style Generation Based on Curve Analogy with FSVM

CHEN Jie ZHU Fu-xi

(College of Computer Science and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072)

Abstract By learning the various character image samples, the automatic and synchronistic generation of new Chinese calligraphy styles is a key problem in the computer artistic simulating. A curve analogy method based on FSVM is proposed which can generate new calligraphy styles by user's definition. Firstly, the input character image samples are transferred into a hierarchical stroke structural model. Secondly, the matching points in the various skeleton structure are retrieved with FSVM, which provides the control parameter of the curve analogy process. Lastly, the new skeletons are reconstructed into the calligraphy characters. The efficiency of our approach is manifested by the preliminary experiment with the generation of quantity of novel calligraphy styles which can be manipulated by the user defined setting and input characters styles.

Keywords FSVM (fuzzy support vector machines), curve analogy, calligraphy artistic style simulation, precise character skeleton extraction

0 引 言

书法艺术经过两千多年的历史积淀产生了许多优秀作品, 而不同历史时期不同作家的书法作品风格迥异。通过机器学习, 根据用户输入的不同字帖,

生成新风格的电子书法作品一直是非真实感艺术仿真领域的重要课题。由于汉字字符数量上远超过字母语系字符, 而且书写工具毛笔柔软的物理特性与硬笔书法工具有很大不同, 笔画骨架结构复杂, 字型变化很大, 同时受到用户情绪等诸多不定因素的影响, 其美学效果也是很难利用计算机加以模拟。

收稿日期: 2008-10-30 改回日期: 2008-12-31

第一作者简介: 陈 颀 (1978 —), 男。武汉大学计算机学院计算机应用专业博士研究生。主要从事多媒体信息挖掘与虚拟风格合成方向的研究。E-mail: cjjjack@163.com

近年来,关于计算机书法内容检索与再现的研究比较丰富^[1-11],但是进一步在书法新风格生成的仿真领域进展的研究有限。而形状相似性^[5]和基于混合距离树应用到书法内容检索^[7],自回归的分层采样算法,隐式马尔可夫模型(HMM)以及结构化的综合推理应用到书法风格生成^[10-15]的研究取得了一定效果,但是普遍存在生成风格单一、计算复杂度高、用户难以控制等问题;而基于统计的模型^[16]需要进行大量的样本进行训练以取得特征量的权重值,大量噪声样本的存在,使训练的成本较大影响了算法的实用性。

本文提出了一种结合模糊支持向量机(F SVM)的曲线综合类比算法,首先以基本笔画的分解与相互关系为基础对单字结构建模,并将 F SVM 应用到各个输入字帖骨架结构相似特征点空间的海量搜索中,然后通过曲线综合特征的类比进行结构演化,并且可以根据用户的反馈对结果进行修正,仿真实验证明了该汉字风格生成算法的有效性,比 HMM 算法在风格多样性和算法复杂度控制上都有了提高。

1 书法风格的知识表示

一般书法汉字风格信息可划分为 4 个层次:基本笔画,复合笔画,部首偏旁和单字。第 1 个层次的基本笔画种类主要有横、竖、撇、捺、点。其他 3 个层次信息都是其前一层信息的结构化组合:即基本笔画组合成复合笔画,复合笔画组合成偏旁部首,进而组合成汉字。显然,仅需要基本笔画之间通过相对的拓扑组合就可以构成单字。

1.1 基本笔画信息的建模

5 种基本笔画都有其独特的形状特征,本文采用了文献[12]中的模型标识其特征。根据人类视觉感知系统,骨架结构能很好地描述汉字笔画走向和其他形状特征,也是提取汉字笔顺信息的基础。本文采用了改进的细化方法获得精细的书法字体骨架结构。以下给出了一般的细化算法和改进算法处理后的字体骨架结构对比,如图 1 所示。骨架像素点的位置信息和其笔画宽度可以将几种基本笔画的形状信息初步确定。

一段基本笔画可表述为多个骨架特征点构成的序列,每个序列均包含有 4 个分量,分别表示骨架点的横坐标,纵坐标,该点的笔画宽度和基本笔画的种类。



图 1 “永”字的骨架精细化

Fig 1 The precise skeleton of a Chinese character

1.2 笔画结构关系的建模

包络盒是描述基本笔画区域分布的一种常用工具^[13],定义为在笔画周围紧密包围它的最小矩形。基本笔画之间的几何关系可通过包络盒之间的相对位置确定。为了方便表达基本笔画之间的结构信息,下面将说明包络盒相干度的概念。

包络盒可以表示为: $box = (height, width, center, angle)$, 其中 $height$ 为包络盒的高度, $width$ 为包络盒的宽度, $center$ 为包络盒的中心 2 维坐标, $angle$ 为包络盒与 X 轴正向的夹角。显然,对于两个包络盒 box_1 和 box_2 如果前者中心在后者中心的左侧,则认定包络盒 box_1 在包络盒 box_2 的左侧;反之,则认定包络盒 box_1 在包络盒 box_2 的右侧。在 Y 方向上也有相对应的上下关系。

包络盒之间的相干度是包络盒之间相对位置关系的几何度量,主要有水平和垂直两个方向的相关度。水平相干度定义为包络盒宽度之和与其中心距离之比,垂直相干度定义为包络盒高度之和与其中心距离之比。水平和垂直相干度描述了两个包络盒在横坐标以及纵坐标方向上的 3 种相对位置关系——重叠,相切,相离。

2 模糊支持向量机在书法风格建模中的应用

用户在输入某个汉字多种风格的书法字帖图像后,希望通过参数控制得到与原输入风格相似程度各异的新风格字体。在新风格生成的过程中,骨架结构上的关键点的搜索匹配是一个模糊分类问题。考虑到旋转不变性,平移不变性,缩放不变性以及计算复杂度等综合因素,本文采用了一个高维形状特征空间向量: 7 个不变矩^[14], 形状描述子, 边缘方向

角, 极坐标形状统计特征, 以及包络盒特征量。需要指出的是, 由于以上各个特征量在数量级上差异极大, 为了使得它们的权重值映射到合理的范围内需要对其进行归一化处理。这里采用的是高斯归一化算法, 其优点是对于方差较大的高噪声输入样本可以限制其对整体权重的影响, 而书法图像由于同一汉字的形状特征值差异极大, 不乏这样严重偏离均值的书法图像样本。对于这些样本的特征值, 高斯归一化采用简单的截断原则让落在 3 倍方差之外的样本也映射到规定的取值区间的边界上。对于高维特征向量, 传统的支持向量机^[15]应用到基于形状特征的分类问题取得了较好的效果, 但普遍存在拒分和误分现象, 本文采用 FSVM 改进了分类效果。通常 SVM 的基本思想是将 $k(k > 2)$ 类问题转化为 k 个两类划分问题, 第 i 个两类问题是将第 i 类与剩下的类相互划分。假设划分第 i 类与其他类的决策函数为

$$D_i(x) = w_i^t x + b_i \quad (1)$$

则 $D_i(x) = 0$ 是区分第 i 类与其他类的最优分类面, 属于第 i 类的支持向量满足 $D_i(x) = 1$ 而属于其他类的支持向量满足 $D_i(x) = -1$ 。对于待分类样本 x , 一般情况下如果它满足 $D_i(x) > 0$ 时被划分到第 i 类, 但当存在多个类别 i 满足以上条件的判别式时样本将不可划分。解决上述问题的一种途径是引入相关决策函数。区分第 i 类和第 j 类的相关决策函数为

$$D_{ij}(x) = w_{ij}^t x + b_{ij} \quad (2)$$

这里, $D_{ij}(x) = -D_{ji}(x)$, 其中 w^t 为权向量, 则对于输入的样本 x , 新的第 i 类决策函数为

$$D_i(x) = \sum_{j=1, j \neq i}^n D_{ij}(x) \quad (3)$$

样本 x 被划分到第 i 类的条件为

$$i = \arg \max D_i(x) \quad (4)$$

$(i = 1, \dots, n)$

但是依然会出现 x 不能被划分到任何一类的情况, 为了进一步解决不可划分的问题, 引入了模糊隶属度函数, 并允许其出现负值。对于分类面 $D_{ij}(x) = 0$ 模糊隶属度函数 $m_{ij}(x)$ 定义在垂直与超平面的方向上:

$$m_{ij}(x) = \begin{cases} 1 & D_{ij}(x) > 1 \\ D_{ij}(x) & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

第 i 类的模糊隶属度函数定义为

$$m_i(x) = \min D_{ij}(x) \quad (j = 1, \dots, n \text{ 且 } j \neq i) \quad (6)$$

待分类样本 x 被划分到第 i 类的条件为

$$i = \arg \max m_i(x) \quad (i = 1, \dots, n) \quad (7)$$

在引入模糊隶属度函数后, 骨架结构点的多类别不可划分问题初步得到了解决。

3 基于曲线类比的书法风格生成

书法作品图像经过细化得到精确的骨架结构并获得笔顺信息后, 可以通过骨架结构和骨架像素点的信息重构书法字体图像, 其基本方法是, 在骨架结构各点上水平绘制与包络盒内切的椭圆, 同时将椭圆的主轴旋转至与骨架点的切线平行的方向, 同时填充椭圆。

骨架结构类比算法的基本思想是: 第一阶段为类比阶段, 在输入的同单字不同风格的 m 张图像中, 以某个单字的骨架结构 Sk_i 为演化源, 按照 1.1 节中的 B 样条插值获得骨架结构上的若干关键点集合 P_i (关键点包括笔画的起始点, 交叉点等)。然后将其他 $(m-1)$ 张图像按照形状相似性特征排序; 进而根据骨架结构的相似性, 将其他 $(m-1)$ 张图像的骨架点按照 FSVM 划分到相对应的某一演化源骨架关键点集合中, 并按照相似度的欧氏距离排序。第二阶段为演化阶段, 根据类比阶段的结果, 将作为演化源的骨架结构上各点三元组 (x, y, r) (分别表示横坐标, 纵坐标和笔画宽度) 在对应的其他 $(m-1)$ 张书法图像的骨架结构相似关键点的“扰动”下发生偏移, “扰动”效果与该骨架结构与演化源骨架结构的相似度有关, 还和该点与被“扰动”的演化源关键点的相似度成正比。产生的新骨架结构的包络盒数量和它们之间的相干度要与演化源的骨架结构基本一致, 包络盒相干度的差异也应在阈值以内, 而且笔画的属性不能在扰动过程中被破坏。

演化过程中有 m 张书法骨架图像, 每个骨架图像包含有 n 个离散特征点的序列, 其中 $x_{ij}, y_{ij}, r_{ij}, w_{ij}$ 分别为散列特征点的 2 维坐标, 笔画宽度和权重值, 演化前的关键点集合为

$$P_{ij} = (x_{ij}, y_{ij}, r_{ij}, w_{ij}) \quad (8)$$

$$(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$$

经过演化后得到的新图像骨架关键点集合为

$$\hat{P}_{ij} = (\hat{x}_{ij}, \hat{y}_{ij}, \hat{r}_{ij}, \hat{w}_{ij}) \quad (9)$$

$$(i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n)$$

$$\hat{P}_{ij} = Prob \otimes P_{ij} \quad (10)$$

式中, $Prob$ 为输入书法图像骨架特征点的正态分布函数, \otimes 表示正态分布函数作用在向量 P_{ij} 上形成新的特征点序列集合。用户调整其方差和均值可以获得与原样本图像相似程度不同的演化结果。为了确保演化的结果满足基本的字体结构约束, 这里限制上述特征向量的相对变化幅度在 3 倍的均方差之内, 对于超过该范围的样本采用简单的截断原则以保证结构的规整。对于样本均值的变化倍率在实验中也设定在 $[0.8, 1.2]$ 的范围内取值, 其效果较好。以下是算法的基本流程:

- 1) 对输入的 m ($m > 2$) 张不同风格的同一单字图像, 令各自在演化中的权重相等;
- 2) 按照形状相似性特征向量, 分别以每张单字图像为标准进行 m 轮排序, 选取标准图像排序为 $[m/2]$ 的为演化源;
- 3) 用户设定正态分布的均值和方差, 决定各种基本笔画演化权重参数;
- 4) 由演化源图像得到其骨架结构, 用样条插值得到 i 个关键特征点;
- 5) 获得 $m-1$ 张图像的骨架结构, 将它们骨架点按照与演化源关键特征点的相似性划分为 i 个类中, 并根据相似性赋以不同权值;
- 6) 根据同一类中不同权重的点的三元组的值对关键点的 $\{x, y, r, w\}$ 值进行演化;
- 7) 得到新的特征骨架结构;
- 8) 检查新骨架结构约束条件, 去除不合格的结果;
- 9) 对骨架结构进行重构形成汉字。

对于不符合结构约束的演化结果不能一概去除, 但其方差应控制在一定阈值之内; 在关键点的随机“扰动”过程中, 按照遗传算法的思想对其中极少量的关键点的“扰动”加大, 这有助于产生新的书法风格, 如草书等风格。在随机加大某些关键点的“扰动”后, 演化得到的新风格数量有了较大的提高, 其代价是演化结果的可辨识度降低了。

4 仿真及效果分析

仿真实验中汉字符号来源是由图书馆提供的电子资源和书籍, 其中包括了中国历代多位书法家的作品集和艺术作品的图片, 对其中一些由于年代久远受到腐蚀的作品做了骨架提取工作。算法采用 JDK 1.5 的 java 编码和 Eclipse 3.2 环境, 运行在双核

AMD4 4GHz 的台式机上。以下图 2 是部分演化结果, 其中第 1 列为输入的演化源图像。

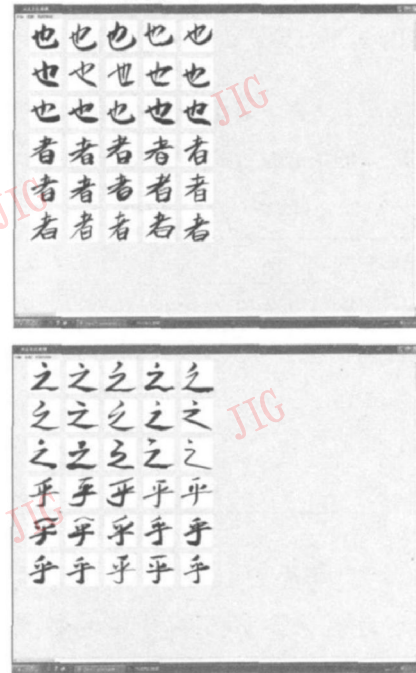


图 2 “之乎者也”4 个汉字的演化结果中结构化约束逐渐松弛

Fig 2 The evolution result of four Chinese characters with less constrained condition

实验中收集了大约 8 种不同字体作为演化过程的初始输入源, 得到的结果获得相关领域专家的肯定, 如图 3 所示。横坐标为字体的类别数, 纵坐标为生成字体中可辨识度比例 (可辨识度 = 可辨识的新风格字体 / 总的新风格字体 $\times 100\%$)。显然, 输入风格的多样性对新风格的可辨识度有较大影响。多种输入源使得笔画结构演变的规范性得到增强, 因而算法输出结果的可辨识度得到了提高。

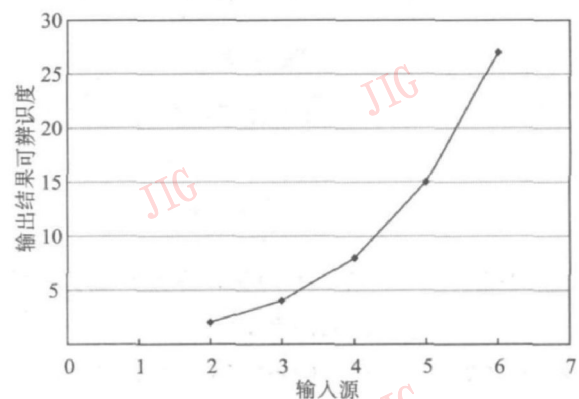


图 3 在输入源增加的情况下, 输出结果的可辨识度得到了提升

Fig 3 The recognition rate of the evolution increased with more input resource character images

根据汉字结构的特点, 各种基本笔画在演化过程中的权重按照下表 1 的初值设定, 同时与基本笔画到汉字重心的相对距离 d 成反比 (其中 d 的值在 $[0, 1]$ 区间内)。

表 1 基本笔画演化中的权重初值

Tab 1 The initial weight of five preliminary character strokes

笔画种类	初始权重
横	0.3
竖	0.3
撇	0.15
捺	0.15
点	0.1

算法的复杂度为 $O(mn^3)$, 其中 m 是演化源图像的个数, n 为演化源骨架特征点的数目。图 4 为本文 FSVM 算法与隐式马尔科夫 (HMM) 算法在演化结果可辨识度上的比较, 表 2 为两种算法在 10 个演化源字体下的时间复杂度比较。由于本文采用的骨架点数目远小于字体本身的像素点, 算法的复杂度有所下降。

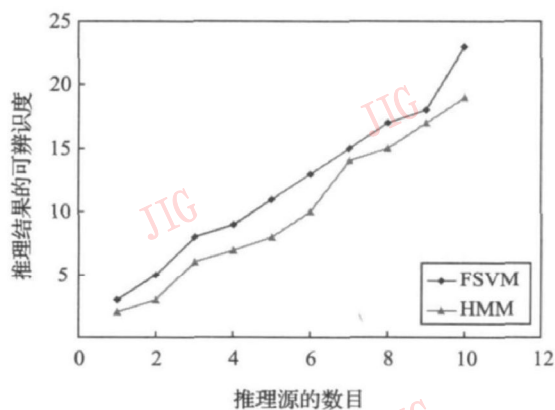


图 4 FSVM 和 HMM 演化结果可辨识度的比较

Fig 4 The comparison of recognition rate of two approaches FSVM and HMM

表 2 两种算法 (FSVM 和 HMM) 在计算多个演化源时的时间复杂度比较

Tab 2 Comparison of time cost of two approaches FSVM and HMM

算法	时间 /s
HMM	539
FSVM	370

5 结 论

本文通过对书法字体基本笔画信息的建模, 提出了一种层次化的曲线类比算法对书法字体的风格进行演化模拟, 并在此过程中将模糊支持向量机引入到同一汉字不同风格骨架结构相似性的海量搜索分类中, 为计算机辅助下书法新风格的生成提供了一种可行方案。今后的研究方向是在以前工作的基础上, 通过控制演化中的结构参数使用户可以更加方便地平衡系统的创新性与演化结果的可辨识度, 从而进一步提高演化算法的效率并改善模糊支持向量机在骨架结构点匹配中的性能, 并据此进行反馈性的风格再创作, 增加系统的可交互性。

参考文献 (References)

- [1] Lai Pakkeung. A heuristic search approach to Chinese glyph generation using hierarchical character composition [J]. Computer Processing of Oriental Languages, 1997, 1(10): 281-297.
- [2] Chang H H, Yan Hong. Analysis of stroke structures of handwritten Chinese characters [J]. Proceeding of IEEE New York: IEEE Press, 1999, 29(1): 47-61.
- [3] Luo Xiao-qiang. A maximum entropy Chinese character based parser [J]. Computer Processing of Oriental Languages, 2003, 4(7): 325-327.
- [4] Lai Pakkeung, Yeung Dityang. Chinese glyph generation by heuristic search [R]. HKUST-TR726, Hongkong Department of Computer Science, Hongkong University of Science and Technology, 1996.
- [5] Zhang Xia-fen, Zhuang Yue-ting, Lu Wei-ming et al. Chinese calligraphic character retrieval based on shape similarity [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2005, 17(11): 2565-2569. [章夏芬, 庄越挺, 鲁伟明等. 根据形状相似性的书法内容检索 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17(11): 2565-2569.]
- [6] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(4): 509-522.
- [7] Zhuang Y, Zhuang Yue-ting, Wu Fei. A hybrid distance tree based index for large Chinese calligraphic characters database [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(2): 233-239. [庄毅, 庄越挺, 吴飞. 基于混合距离树的海量书法字检索 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(2): 233-239.]
- [8] Lu Wei-ming, Wu Jiang-qin, Zhuang Yue-ting. Computer aided calligraphy tablet design [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2008, 20(4): 469-475. [鲁伟明, 吴江琴,

- 庄越挺. 计算机辅助书法匾牌设计 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(4): 469-475.]
- [9] Wang Dang-xiao, Zhang Yu-nu, Yao Chong. Task planning and fidelity evaluation in force enabled Chinese calligraphy simulation system [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(8): 2307-2311. [王党校, 张玉茹, 姚冲. 力反馈汉字书法模拟的任务规划和逼真度评价方法 [J]. 系统仿真学报, 2006, 18(8): 2307-2311.]
- [10] Zhang Jun-song, Yu Jin-hui, Mao Guo-hong, et al. Generating brush texture for cursive style calligraphy with auto regressive and stratified sampling [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2007, 19(11): 1399-1403. [张俊松, 于金辉, 毛国红等. 用自回归 (AR) 和分层采样生成草书笔画纹理 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2007, 19(11): 1399-1403.]
- [11] Xu Yang. Chinese calligraphy production method based on HMM genetics analogy [J]. Journal of Wuhan University, 2008, 54(1): 85-89. [徐杨. 基于隐式马尔科夫模型的遗传类比学习在中国书法生成中的应用 [J]. 武汉大学学报 (理学版), 2008, 54(1): 85-89.]
- [12] Sun Ji-guang, Yang Chang-gui. Computer Graphics [M]. Beijing: Publishing House of Tsinghua University, 1995. [孙家广, 杨长贵. 计算机图形学 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.]
- [13] Xu Song-hua, Lau Francis, Cheung William K, et al. He Automatic generation of artistic Chinese calligraphy [J]. IEEE Intelligent Systems, 2005, 20(3): 32-39.
- [14] Hsia T C. A note on invariant moments in image processing [J]. IEEE Transactions on SMC, 1981, 11(12): 831-834.
- [15] Vapnik V N. Statistical learning theory [M]. New York, NY USA, John Wiley & Sons, 1998.
- [16] Dong Jun, Xu Miao, Pan Yun-he. Statistic model based simulation on calligraphy creation [J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(7): 7720-7725. [董军, 徐淼, 潘云鹤. 基于统计模型的书法创作模拟 [J]. 计算机学报, 2008, 31(7): 7720-7725.]