

多特征融合下的力反馈书法研究^{*}

张会欣 赵启荣 熊敏

(重庆大学大数据与软件学院 重庆 400000)

摘要:中国书法文化历史悠久,其中硬笔书法兼具艺术与实用价值。为应对电子设备普及造成的硬笔书写能力下降问题,本文提出一种融合字体风格、笔画顺序和笔力的多特征力反馈硬笔书法教学模式。方法上,首先提出了一种基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型,用于生成不同书写风格的硬笔书法字体库。其次,利用匈牙利算法对汉字的笔画顺序进行标准化处理。最后,基于力反馈设备采集的书写数据,建立了笔画宽度到书写力度的映射模型。在五种风格字体上的实验结果表明,本文提出模型在生成字体的结构相似性指数达到了 0.587 的均值,优于传统 CycleGAN;笔顺规范算法的整体相似度动态时间规整均值为 0.044,余弦相似度均值为 0.998,精度较高。用户评估实验中,书写引导性评分为 4.5/5,教学辅助性为 4.1/5,验证了该模式的教学实用性与推广潜力。该书写模式真实再现了硬笔书法书写过程,实现了兼顾字体风格、笔顺、笔力特征的硬笔书法教学,为硬笔书法的教育提供了一种新型融合策略。

关键词:力反馈;人机交互;硬笔书法;多特征融合

中图分类号: TN0; TP3 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 520.6010

Research on force feedback calligraphy with multi-feature fusion

Zhang Huixin Zhao Qirong Xiong Min

(School of Big Data & Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400000, China)

Abstract: Chinese calligraphy has a long and rich history, with hard-pen calligraphy bearing both artistic and practical significance. To address the decline in hard-pen handwriting ability caused by the widespread use of electronic devices, this paper proposes a multi-feature hard-pen calligraphy teaching mode based on force feedback, which integrates font style, stroke order, and writing pressure. Specifically, a Dense-CycleGAN model based on contrastive learning is developed to generate calligraphy font libraries in different styles. The stroke order of Chinese characters is standardized using the Hungarian algorithm. Furthermore, a mapping model from stroke width to writing pressure is constructed based on data collected via force feedback devices. Experimental results on five font styles show that the proposed model achieves an average Structural Similarity Index Measure (SSIM) of 0.587 in character generation, outperforming the traditional CycleGAN. The stroke order standardization yields a Dynamic Time Warping (DTW) score of 0.044 and an average cosine similarity of 0.998, indicating high accuracy. In user evaluation experiments, the writing guidance and teaching assistance received scores of 4.5/5 and 4.1/5, respectively, validating the practicality and applicability of the proposed mode. This writing mode faithfully reproduces the hard-pen calligraphy process and enables instruction that comprehensively considers font style, stroke order, and writing pressure, offering a novel integrated strategy for calligraphy education.

Keywords: force feedback; human-computer interaction; hard-pen calligraphy; multi-features fusion

0 引言

书法作为中华民族传统文化的精髓和灵魂,一直扮演着非常重要的角色^[1]。硬笔书法作为最普及的书写方式,在其教育中,汉字的笔顺和笔力具有重要意义。标准的笔

顺有助于提高汉字的书写质量、美观度和识别率,可以在快速书写时保证汉字不失真。笔力是影响书写效果的重要因素之一^[2]。适当的笔力可以使字形更加清晰、流畅,同时也能够体现出书写者的风格。然而,电子设备的普及却为传统书法教学带来了新的挑战。

随着现代科技的快速发展,机器人已在多个领域^[3-5]显示出其优势,并在书法的数字化传承与辅助教学方面展现出应用潜力。目前,机器人书法研究主要集中在汉字图像特征、字体风格和汉字书写过程 3 个方面。在汉字图像特征层面^[6],研究者们致力于从图像中提取笔画骨架、笔画宽度及笔顺等信息。Wu 等^[7]通过图像处理与 CNN 结合的方式识别笔画并生成轨迹,用以驱动书法机器人再现汉字结构;Hsu 等^[8]则引入具备自学习能力的网络模型与反馈机制,优化笔画轨迹与笔势控制,提升机器书写的美感与准确性。对于字体风格特征的研究^[9-10],则侧重于运用深度学习模型学习不同书法家的风格,以生成具有特定艺术风格的汉字。Kobayashi 等^[11]通过将卷积神经网络与循环神经网络进行结合,从笔画图像中学习生成对应的三维运动轨迹和书写力度,实现从静态图像对动态书写过程的还原;Wang 等^[12]基于 GAN 模型提取书写动作参数,实现从静态图像到动态书写过程的转换,提升对复杂字形的还原能力。对于汉字书写过程的研究^[13],重点在于书写动作的精确复现与书写技能的传递,例如通过力反馈技术模拟毛笔书写时的复杂动态力感,进行书写演示与虚拟教学。Teo 等^[14]提出结合视觉与力反馈的虚拟教学系统,通过六自由度触觉接口实现高精度书写引导与量化评估,从而辅助用户提升书写技能。然而,现有研究仅侧重于上述某一特定方面,将字体风格、精确笔顺规范以及硬笔书写中的笔力变化进行全面融合的综合性研究则更为少见。

力反馈技术作为虚拟现实技术的一种,是一种先进的人机交互技术^[15],可以为书法教学提供一个良好的交互平台。将硬笔书法与力反馈设备相结合,从而实现既有规范笔顺又有书写压力的硬笔书法教学方法。本文基于力反馈设备,提出一种融合了字体风格、笔画顺序和笔力的多特征力反馈硬笔书法书写模式。本文主要贡献如下:

1) 基于风格迁移的思想,对 CycleGAN 进行改进,提

出基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型,对多风格硬笔书法家汉字字库进行扩充。

2) 对生成的硬笔书法汉字进行笔顺规范,获得不同风格汉字的正确笔顺以及按笔顺书写的汉字笔画。

3) 基于力反馈装置,模拟书写压力与笔画宽度之间的关系,模拟书写不同宽度笔画时的书写压力。

此外,为验证该书写模式在实际教学场景中的可用性,本文进一步设计并实施了用户体验评估实验,对该书写模式的教学效果与交互体验进行了验证与评价。本文的研究是在前期工作^[16]的基础上的进一步深入探讨与完善。

1 方法设计

本章提出一种多特征融合下的力反馈硬笔书法书写模式,依托于力反馈设备,融合了字体风格、笔画顺序与笔力 3 种特征,其架构如图 1 所示。该书写模式由 3 个核心模块组成:风格生成模块、笔顺规范模块与笔力模拟模块,分别对应于字体风格迁移、笔顺结构提取与力度信息还原 3 项主要任务。具体而言,首先通过 Dense-CycleGAN 对楷体字图像进行风格迁移,生成具有不同书法家风格的标准化字形图像,为后续笔顺提取和力度模拟提供多样的标准化输入源。随后,利用公开数据集提供的笔顺数据,通过匈牙利算法对生成字形进行笔顺骨架匹配与笔画宽度提取。最后,在笔顺还原出的笔画宽度基础上,结合力反馈设备中采集的力-坐标数据,构建笔力模拟模型,实现从视觉特征到书写力度的映射。3 个模块经过串行与耦合,最终协同作用于力反馈书写平台,实现兼顾风格还原、笔顺规范与笔力真实的协同书写模式。

该书写模式通过集成汉字书写的 3 个核心要素,提供了更为完整的书写体验,避免了传统方法仅拘泥于某一方面的局限性。多风格与规范笔画确保了书写的丰富度与准确性;力触觉的引入则进一步丰富了交互维度,还原了真实书写体验。

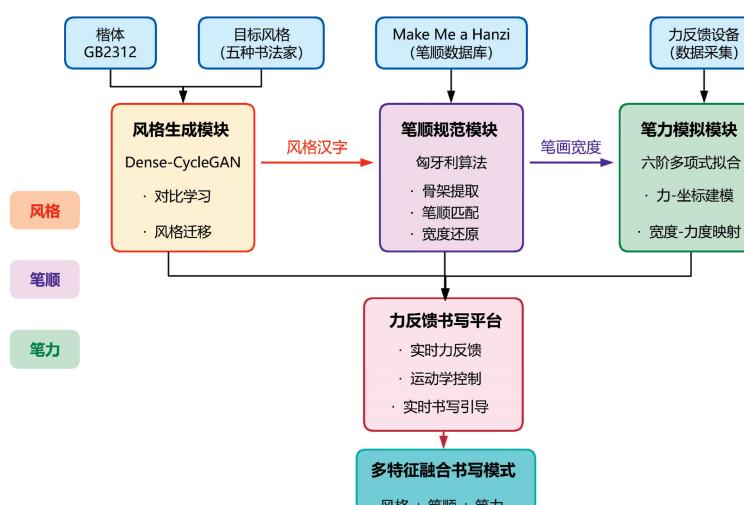


图 1 书写模式架构图

Fig. 1 Architecture of the writing mode

1.1 风格迁移

1) 模型概述

汉字迁移的任务旨在保证汉字内容不变的情况下,对汉字的字形作目标风格的转换。本文结合对比学习^[17]、CycleGAN^[18]与 DenseNet^[19],提出基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型,通过在非成对硬笔书法图像数据集上进行实验,可以生成目标书法风格图像中不存在的书法图像,从而实现目标风格书法图像的扩充。

模型包含一个生成器 G 和一个鉴别器 D ,模型总体架构如图 2 所示。生成器 G 是一个基于 9 个 DenseNet 块的编码器解码器架构,包含编码器 G_{enc} 和解码器 G_{dec} 。在计算对比损失时,采用 G_{enc} 和两层 MLP 的结构对图像进行特征提取。在计算对抗性损失时,将生成图像 $G(\mathbf{X})$ 和目标图像 \mathbf{Y} 输入鉴别器 D 。在计算身份一致性损失时,将生成图像 $G(\mathbf{X})$ 与原始图像 \mathbf{X} 输入鉴别器 D 。

生成器 G 的编码器解码器网络结构如表 1 所示,编码器由 1 个卷积层、2 个下采样层和 5 个 Dense block 组成,

解码器由 4 个 Dense block、2 个上采样层以及 1 个卷积层组成。其中编码器也用于原始图像 \mathbf{X} 与生成图像 $G(\mathbf{X})$ 的特征提取。

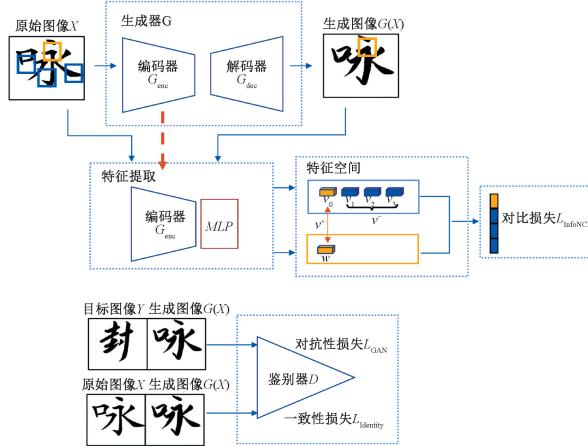


图 2 模型架构图

Fig. 2 Architecture of the model

表 1 生成器的编码器解码器网络结构

Table 1 Encoder-decoder network structure for generators

组件	输入→输出	每层网络结构
编码器	Conv layer $(3, 256, 256) \rightarrow (64, 256, 256)$	ReflectionPad, Conv(3, 64, 7, 1), IN, ReLU
	Downsampling1 $(64, 256, 256) \rightarrow (128, 128, 128)$	Conv(64, 128, 3, 1), IN, ReLU, ReflectionPad
	Downsampling2 $(128, 128, 128) \rightarrow (256, 64, 64)$	Conv(128, 256, 3, 1), IN, ReLU, ReflectionPad
	Dense block 1 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 2 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 3 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 4 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 5 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 6 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
解码器	Dense block 7 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 8 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Dense block 9 $(256, 64, 64) \rightarrow (256, 64, 64)$	BN, Conv(256, 1024, 1, 1), BN, Conv(1024, 256, 3, 1), AvgPool1d
	Upsampling1 $(256, 64, 64) \rightarrow (128, 128, 128)$	ReflectionPad, Conv(256, 128, 3, 1), IN, ReLU
	Upsampling2 $(128, 128, 128) \rightarrow (64, 256, 256)$	ReflectionPad, Conv(128, 64, 3, 1), IN, ReLU
	Conv layer $(64, 256, 256) \rightarrow (3, 256, 256)$	ReflectionPad, Conv(64, 3, 7, 1), Tanh

模型的鉴别器 D 使用了与 CycleGAN 相同的 PatchGAN 结构^[20],鉴别器的具体结构如表 2 所示。

2) 数据集

模型使用的数据集为楷体 GB2312、丁谦楷体、司马彦楷体、黄海平楷体、顾建平隶书、吴玉生行书 6 种不同风格的书法图像,其中原始字符图像为楷体 GB2312,其他 5 种风格汉字为需要扩充的风格字体图像。字体数据集从互联网收集。6 种字体图像的数据集大小分别为 6 763、6 574、3 674、2 499、6 397 和 6 576。实验中,按照 6:4 划

分为训练集和测试集。将收集到的图像处理为 $256 \times 256 \times 3$ 大小的 PNG 图像。训练时进行两种数据增强操作,第 1 种是将输入图像调整为 286×286 大小,随机裁剪为 256×256 大小,第 2 种是左右翻转图像。

3) 实验设置

模型训练使用了基于 Torch 框架的开源深度学习框架 PyTorch,运行环境采用 Linux 系统,在 GeForce RTX 2080Ti GPU 上训练。由于内存限制,将 batch 大小设置为 1,epoch 设置为 100,epoch_decay 设置为 100,学习率初始值设置为 0.000 2。

4)训练流程

模型训练包括 3 个部分,对抗损失、对比损失以及身份一致性损失。

对于对抗损失来说,首先原始图像 \mathbf{X} 经过生成器 G ,

得到生成图像 $G(\mathbf{X})$,然后将生成图像 $G(\mathbf{X})$ 和目标图像 \mathbf{Y} 输入鉴别器 D ,利用对抗性损失 L_{GAN} 来约束生成图像 $G(\mathbf{X})$ 呈现目标图像 \mathbf{Y} 的外观风格,如果 loss 变大,就“惩罚”鉴别器 D ,使模型调整参数,降低损失。

表 2 鉴别器结构

Table 2 Structure of the discriminator

组件	输入→输出	每层网络结构
Downsampling1	$(3,256,256) \rightarrow (64,128,128)$	$\text{Conv}(3,64,4,1), \text{BN}, \text{LeakyReLU}$
Downsampling2	$(64,128,128) \rightarrow (128,64,64)$	$\text{Conv}(64,128,4,1), \text{BN}, \text{LeakyReLU}$
Downsampling3	$(128,64,64) \rightarrow (256,32,32)$	$\text{Conv}(128,256,4,1), \text{BN}, \text{LeakyReLU},$
Downsampling4	$(256,32,32) \rightarrow (512,31,31)$	$\text{Conv}(256,512,4,1), \text{BN}, \text{LeakyReLU},$
Downsampling5	$(512,31,31) \rightarrow (1,30,30)$	$\text{Conv}(512,1,4,1)$

对抗性损失定义为:

$$L_{GAN}(D, G) = E_{y \sim Y} [\log D(y)] + E_{x \sim X} [\log (1 - D(G(x)))] \quad (1)$$

其中, G 试图生成和目标图像 \mathbf{Y} 的外观风格相似的图像 $G(\mathbf{X})$,而 D 旨在区分生成图像 $G(\mathbf{X})$ 和真实图像 \mathbf{Y} 。

对于对比损失来说,参考 CUT^[21] 定义正负样本的方式,将一张图片的不同图像块进行拆分,正负样本均来自同一张图片。使用 G_{enc} 和两层 MLP 网络对原始图像 \mathbf{X} 和生成图像 $G(\mathbf{X})$ 中对应的图像块特征进行提取,如图 2 所示。将原始图像 \mathbf{X} 中提取的特征向量表示为 $\mathbf{v} = \{\mathbf{v}_0, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$,其中 \mathbf{v}_0 表示与生成图像中选定图像块位置对应的特征向量,其余特征向量 $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$ 表示来自不同空间位置的特征向量。生成图像 $G(\mathbf{X})$ 中提取的对应特征向量表示为 \mathbf{w} 。其中,特征向量 \mathbf{w} 为原样本,对应位置的特征向量 \mathbf{v}_0 作为正样本,记为 \mathbf{v}^+ ,其余特征向量 $\{\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \mathbf{v}_3\}$ 作为负样本,记为 \mathbf{v}^- 。之后使用对比损失来最小化原样本与正样本之间的距离,最大化原样本与负样本之间的距离,目的是学习到原样本与正样本之间的共性,如字体的结构,同时区分原样本与负样本对之间的差异。对比损失定义为:

$$L_{InfoNCE}(\mathbf{w}, \mathbf{v}^+, \mathbf{v}^-) = -\log \left(\frac{\exp(\text{sim}(\mathbf{w}, \mathbf{v}^+)/\tau)}{\exp(\text{sim}(\mathbf{w}, \mathbf{v}^+)/\tau) + \sum_{n=1}^N \exp(\text{sim}(\mathbf{w}, \mathbf{v}_n^-)/\tau)} \right) \quad (2)$$

其中, τ 表示用于缩放正负样本相似度差异的温度参数,参照 MoCo^[22] 的设置,使用 0.07 作为默认值。随机对 256 个位置进行采样,负样本数量 N 设定为默认值 255。

将原始图像 \mathbf{X} 和生成图像 $G(\mathbf{X})$ 通过 G_{enc} 每一层输出的特征向量分别编码为 $\mathbf{v}_l = H_l(\mathbf{x})$ 和 $\mathbf{w}_l = H_l(G(\mathbf{x}))$,其中 $l \in \{1, 2, \dots, L\}$,代表 G_{enc} 的第 l 层。则原样本为 \mathbf{w}_l ,正样本为 \mathbf{v}_l^+ ,负样本为 \mathbf{v}_l^- 。则多层次对比损失用公式表示为:

$$L_{PatchNCE}(G, H) = E_{x \sim X} \sum_{l=1}^L L_{InfoNCE}(\mathbf{w}_l, \mathbf{v}_l^+, \mathbf{v}_l^-) \quad (3)$$

最后,使用身份一致性损失 $L_{Identity}$,使得生成图像 $G(\mathbf{X})$ 与原始图像 \mathbf{X} 保持色调上的一致性,损失函数表示为:

$$L_{Identity}(G) = E_{x \sim X} [\|G(x) - x\|_1] \quad (4)$$

设定 $\lambda_{idt} = 10$,整个网络的损失函数定义为:

$$L(G, D, H) = L_{GAN}(D, G) + L_{PatchNCE}(G, H) + \lambda_{idt} L_{Identity}(G) \quad (5)$$

1.2 笔顺规范

1) 汉字表示方式

为了使用力反馈设备还原硬笔书法书写的过程,需要解决汉字的书写顺序以及笔画形状问题。首先采用 Z-S 图像细化算法,将汉字细化为单像素宽的骨架线条。其次,参照 Ha 等^[23] 和 Graves^[24] 将图像表示为一系列点组成的序列向量的方式,将汉字表示为一系列特征点的集合。汉字书写过程中需要汉字书写的位置坐标信息,笔顺信息以及笔画宽度信息,因此,一个含有 N 笔笔画的汉字就可以表示为:

$$C = \{C_1, C_2, \dots, C_N\} \quad (6)$$

其中, C 代表一个汉字, C_n 表示一个汉字的第 n 笔笔画, N 表示一个汉字的笔画总数。汉字的第 n 笔笔画可以表示为:

$$C_n = \{(x_i, y_i, w_i), n = 1, 2, 3, \dots, N, i = 1, 2, \dots, L\} \quad (7)$$

其中, (x_i, y_i) 表示第 i 个特征点的坐标参数, w_i 表示第 i 个特征点的笔画宽度参数, L 表示第 n 笔笔画的特征点总数。

2) 汉字预处理

Make Me a Hanzi 是一个包含 9 000 种常见楷体汉字的庞大笔顺数据库,提供了详细的笔画矢量图形、汉字偏旁信息和按照正确笔顺信息排列的中位线数据等,Make Me a Hanzi 提供的笔顺中位线数据如图 3 所示。

笔顺规范算法,结合汉字骨架坐标数据和 Make Me a Hanzi 的笔顺中位线数据,进行汉字正确笔顺的规范。称

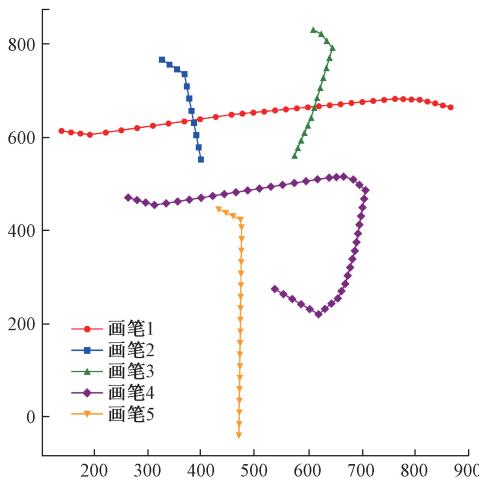


图 3 Make Me a Hanzi 提供的笔顺中位线数据

Fig. 3 Ordered stroke midline provided by Make Me a Hanzi

汉字骨架坐标数据为原始笔画, Make Me a Hanzi 中的中位线数据为目标笔画。为了更加精确地将笔顺中位线数据与原始汉字骨架坐标匹配, 对 Make Me a Hanzi 数据集中的笔顺中位线数据进行关键点坐标之间的均匀采样。并对原始笔画以及目标笔画进行归一化处理以及非刚性配准, 减少匹配算法所使用的运算时间。

3) 汉字笔顺规范

对于汉字笔顺规范问题来说, 可以将笔画顺序匹配问题视为二分图的最大带权匹配问题, 采用匈牙利算法进行笔顺规范。首先, 建立二分图, 将原始笔画点集表示为 $X_{m \times 2} = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_m\}$, 目标笔画点集表示为 $Y_{n \times 2} = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_n\}$, 其中, $m > n$ 。匹配完成的笔画点集数量为 n , 表示为生成笔画 $T_{n \times 2} = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_n\}$ 。然后, 基于 X 和 Y 点集之间的距离构建代价矩阵:

$$D_{n \times m} = \begin{bmatrix} d_{1,1} & \cdots & d_{1,m} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n,0} & \cdots & d_{n,m} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$D_{n \times m}$ 表示原始笔画点集 X 和目标点集 Y 之间的匹配关系权重。之后进行匈牙利问题求解, 增加虚构的 $m - n$ 行, 对应的代价 $d_{i,j} = 0$, 将代价矩阵 $D_{n \times m}$ 转换为方阵 $D_{l \times m}$, 其中 $l = m$ 。对于笔顺匹配问题, 目标是将目标点集 Y 的笔画点 y_j 唯一匹配原始点集 X 中的点 x_i , 且使得整体代价最小。此时, 笔顺匹配问题就转化为代价矩阵的行列变换问题, 通过一系列变化, 使得矩阵中包含所有 1 的行数或者列数等于最终匹配的点集数量。匹配损失函数可以用公式表示为:

$$L_{Hungarian} = \min \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m L_{match}(x_i, y_j) \times \omega_{ij} \quad (9)$$

其中, $L_{match}(x_i, y_j)$ 是原始笔画点 x_i 与目标笔画点 y_j 之间的成对匹配代价, ω_{ij} 表示是否分配该目标笔画点, 若分配则为 0, 否则, 值为 1。笔顺匹配的目标是最小化损

失函数 $L_{Hungarian}$, 并且满足唯一匹配的约束条件。约束条件用公式表示为:

$$\sum_{j=1}^m \omega_{ij} = 1, i = 1, 2, 3, \dots, l \quad (10)$$

$$\sum_{i=1}^l \omega_{ij} = 1, j = 1, 2, 3, \dots, m \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^m \omega_{ij} = m \quad (12)$$

式 (10) 确保每个原始骨架点 x_i 只匹配一个目标骨架点 y_j , 式 (11) 确保每个目标骨架点 y_j 只分配给一个原始点 x_i , 式 (12) 确保每个目标骨架点 y_j 都必须被分配。

最后, 删除虚构的 $m - n$ 行, 便得到了目标笔画点集 Y 经过匈牙利算法匹配后的结果。按照目标笔画点集 Y 的正确笔画顺序, 依次将 y_j 匹配到的 x_i 加入点集 T 中, 并按照点集 Y 的笔顺分割 T 中每一笔的笔画。由于目标笔画与原始笔画在点数上存在差异, 以及非刚性配准带来的近邻匹配误差, 匈牙利算法在笔画点匹配过程中可能出现部分点超出当前笔画范围的情况。因此, 经过匈牙利算法匹配处理后, 需要对匹配后的笔顺进行进一步优化, 并设置距离阈值进行过滤处理。

笔顺规范后的汉字骨架只显示了笔画的书写方向信息, 为了还原汉字书写的过程, 需要对汉字的笔画宽度信息进行计算。采用计算笔画轮廓最大内切圆的算法^[25], 沿着规范后的汉字骨架点计算每个骨架点处笔画的宽度。

1.3 力笔还原模拟

在书写时, 书写力度的大小影响笔下压的深度, 进而决定汉字笔画的粗细。同时, 笔画粗细的变化还反映了笔垂直方向的上下位移和笔力大小的变化。为了更加真实地还原硬笔书写过程, 首先, 对力反馈设备中力度大小与 z 轴坐标的关系进行建模分析, 其次, 结合 z 轴坐标和笔画宽度的关系, 对笔画宽度和书写力度之间的关系进行建模, 最后, 可以成功地模拟出力反馈设备中不同笔画宽度下的书写力度。

1) 力反馈设备介绍

书写实验中使用的力反馈设备为 Geomagic Touch, Geomagic Touch 设备如图 4 所示。该设备具有较小的占地面积和较轻的重量, 同时具有较高的运动精度和灵敏度, 适用于硬笔书法研究中的书写模拟。

2) 数据采集

在力反馈设备中, 可以通过内置力传感器对书写时的力度大小进行测量记录, 规定汉字书写平面范围为 $-1.999 \sim -2.000$ cm。 -1.999 cm 为触控笔刚接触书写平面时的垂直方向坐标, -2.000 cm 表示触控笔书写最大笔画宽度时的垂直方向坐标。在数据采集过程中, 首先对触控笔刚触碰到书写平面的 z 轴坐标位置进行力度的归零处理。随后, 使用力反馈设备进行多次书写, 记录书写平面范围内的力度大小和 z 轴坐标数据。最后, 将这些数

据分为训练集和测试集,其中训练集和测试集的数量均为 50 个。力与 z 轴坐标关系图如图 5 所示。



图 4 Geomagic Touch 设备
Fig. 4 Geomagic Touch device

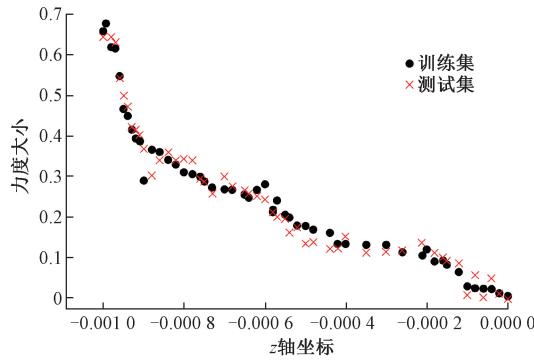


图 5 力与 z 轴坐标关系坐标图

Fig. 5 Writing pressure versus z -axis coordinates

3)多项式拟合

为了避免由于数值过小而导致的精度缺失误差,对力度大小进行了扩大 10 倍的处理,同时将 z 轴坐标减去书写平面高度 -2.000,并扩大 10 000 倍,处理后的横坐标与纵坐标分布在 0~10 范围内。接着,采用多阶多项式对训练集数据中力与 z 轴的坐标关系进行拟合。拟合函数后的图像如图 6 所示。

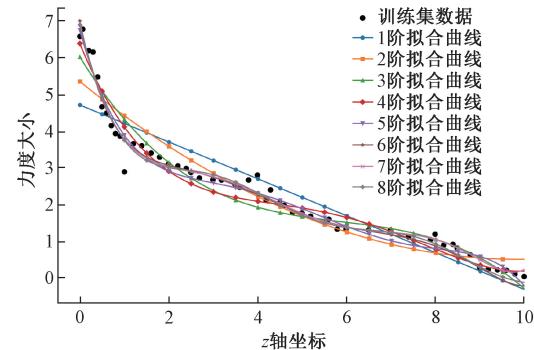


图 6 1~8 阶函数拟合训练集数据
Fig. 6 Results of different high-degree polynomial fits

将拟合多项式表示为:

$$F = \sum_{i=0}^n a_i z^i \quad (13)$$

其中,3~8 阶多项式的拟合参数如表 3 所示。

表 3 3~8 阶多项式拟合参数
Table 3 Fitting parameters for the third to eighth degree polynomials

参数	多项式取值					
	3 阶	4 阶	5 阶	6 阶	7 阶	8 阶
a_0	6.021	6.384	6.744	6.998	6.946	6.886
a_1	-1.989	-2.965	-4.375	-5.741	-5.347	-4.73
a_2	0.312 2	0.786	1.887	3.445	2.813	1.515
a_3	-0.017 63	-0.093 64	-0.401 4	-1.066	-0.681 2	0.364 8
a_4	0	0.003 85	0.039 13	0.168 2	0.056 77	-0.356 4
a_5	0	0	-0.001 418	-0.013	0.003 535	0.092 07
a_6	0	0	0	0.000 389 7	-0.000 824 4	-0.011 33
a_7	0	0	0	0	0.000 034 986	0.000 683 9
a_8	0	0	0	0	0	-0.000 016 28

2 实验结果

2.1 风格迁移

1)模型生成示例

模型生成的 5 种不同字体的汉字如图 7 所示。第 1 行为原始风格图像楷体 GB2312,之后的每 2 行,第 1 行显示目标风格汉字的真实图像,第 2 行显示模型生成的风格汉字。可以看出,对于楷体风格汉字生成效果良好,对于隶书风格汉字,由于字形结构和原始楷体图像差异较大,生

成效果欠佳,但仍保留了字形结构,使得自行清晰可辨,对于行书风格汉字,生成图像连笔效果欠佳。总体来说,模型生成的汉字图像与原始书法图像风格相似度很高,且结构完整,生成效果较好。

2)实验结果分析

以黄海平楷体为例,图 8 为 CycleGAN,以及本文提出的基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型的生成图像对比,可以看出基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型强化了汉字的细节部分,并且降低了笔画缺失现象,生成了质

楷体GB2312	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
黄海平楷体真实图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
黄海平楷体生成图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
丁谦楷体真实图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
丁谦楷体生成图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
司马彦楷体真实图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
司马彦楷体生成图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
顾建平隶书真实图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
顾建平隶书生成图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
吴玉生行书真实图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨
吴玉生行书生成图像	啊 节 川 留 极 吉 枯 灭 恨

图 7 模型生成汉字示例

Fig. 7 Examples of generated Chinese characters

量更高的汉字。基于对比损失,可以在非配对数据集上关注汉字的结构信息来保留汉字原本内容,实现单向风格迁移,相较于 CycleGAN 模型的双向约束更加直接,能够更好地保留原始图像中汉字的结构信息,减少了笔画断连现象。基于 DenseNet 的生成器特征提取能力更强,生成的汉字笔画结构更加完整,更好地保留了汉字内容细节,减少了笔画粘连,细节轮廓更加完整。



图 8 汉字生成结果对比

Fig. 8 Comparison of generated Chinese characters

为进一步评估本文提出模型的性能,采用结构相似性指数(structure similarity index measure,SSIM)与均方误差(mean squared error,MSE)来评估生成汉字图像的质量以及生成图像与真实图像的相似度。评价结果如表 4 所示。从实验结果来看,本文提出的模型在 SSIM 以及 MSE 图像相似性指标上表现优于 CycleGAN 模型,生成的多风格汉字图片为后续笔顺提取和力度模拟提供多样的标准化输入源。SSIM 反映了模型可以更好地保留汉字的结构信息,MSE 反映了本文提出的模型生成的图像与目标图像更为相似,证明了本文提出的基于对比学习的 Dense-CycleGAN 模型的有效性。

2.2 笔顺规范

1) 笔顺规范结果

匈牙利算法规范后的汉字笔顺按照正确的笔画顺序排列,且具有正确的笔画数,采用的笔画宽度提取方法也可以较为准确地还原汉字的笔画宽度,不同风格汉字的笔顺规范结果如表 5 所示。

表 4 汉字生成结果评价

Table 4 Evaluation of generated Chinese character

目标字体	CycleGAN		本文提出模型	
	SSIM	MSE	SSIM	MSE
丁谦楷体	0.572 1	20.12	0.587 1	19.44
司马彦楷体	0.607 4	19.08	0.620 3	18.03
黄海平楷体	0.617 6	18.34	0.635 6	17.96
顾建平隶书	0.503 2	23.65	0.561 5	21.43
吴玉生行书	0.494 7	24.02	0.528 9	23.51

2) 笔顺相似度评价

为了进一步验证所提出笔顺规范算法的有效性,使用基于动态时间归整(dynamic time warping,DTW)算法和

表 5 笔顺规范结果

Table 5 Results of stroke order standardization

汉字风格	原始图像	细化骨架	规范笔顺	还原笔画宽度后
黄海平楷体	唉	唉	唉	唉
丁谦楷体	专	专	专	专
司马彦楷体	枯	枯	枯	枯
顾建平隶书	万	万	万	万
吴玉生行书	佰	佰	佰	佰

余弦相似度算法的笔顺相似度评价算法来验证生成的笔顺结果。

由于不同字符的序列长度是不同的,DTW 代价是计算每个匹配点对之间的距离之和,因此,需要将 DTW 计算结果除以序列长度,以消除不同长度的影响。DTW 算法可以用公式表示为:

$$nDTW(\mathbf{Y}, \mathbf{T}) = \frac{DTW(\mathbf{Y}, \mathbf{T})}{|\mathbf{Y}| \sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2}} \quad (14)$$

其中, $|\mathbf{Y}|$ 代表目标笔顺 \mathbf{Y} 的序列长度, x_{\max} 和 x_{\min} 为 \mathbf{Y} 中横坐标最大值和最小值, y_{\max} 和 y_{\min} 为 \mathbf{Y} 纵坐标中最大值与最小值。

在笔顺相似度问题中,通过计算目标笔顺序列 \mathbf{Y} 和生成笔顺序列 \mathbf{T} 不同时刻的余弦相似度,来评估目标笔顺序列 \mathbf{Y} 和生成笔顺序列 \mathbf{T} 每一笔的笔画相对位置差异以及笔顺方向差异。由于 \mathbf{Y} 和 \mathbf{T} 序列点数量不同,因此需要首先建立 DTW 匹配建立对齐关系,之后计算余弦相似度,用公式表示为:

$$\cos(\mathbf{X}, \mathbf{T}) = \frac{\mathbf{Y} \cdot \mathbf{T}}{\|\mathbf{Y}\| \|\mathbf{T}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n \mathbf{Y}_i \times \mathbf{T}_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{Y}_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (\mathbf{T}_i)^2}} \quad (15)$$

分别从 5 种书法家字库的笔顺生成结果中随机选取 60 个汉字,共 300 个汉字进行笔顺相似度评价,得到的相似度结果如表 6 所示。

表 6 笔顺相似度评价

Table 6 Stroke order similarity evaluation

汉字风格	DTW	余弦相似度
黄海平	0.042 32	0.997 84
丁谦	0.035 41	0.998 21
司马彦	0.036 51	0.998 71
顾建平	0.062 99	0.995 52
吴玉生	0.043 98	0.998 14

可见,不同风格汉字笔顺的整体序列相似度 DTW 平均为 0.044 242,最高的相似度在 0.04 以下,趋近于 0。余弦相似度最大为 0.998 71,且相似度均在 0.995 以上,趋近于 1。证明规范后的汉字笔顺每一笔的笔顺方向几乎全部是正确的,可以证明所提出的笔顺规范方法是可靠的。

2.3 筆力模擬

为了验证所提出拟合函数的泛化性,将在训练集上的拟合结果在测试集数据上进行函数拟合测试,测试集上的拟合函数图像如图 9 所示。

使用决定系数 R^2 和 MSE 来评估拟合函数和真实值之间的匹配程度。 R^2 的计算可以用公式表示为:

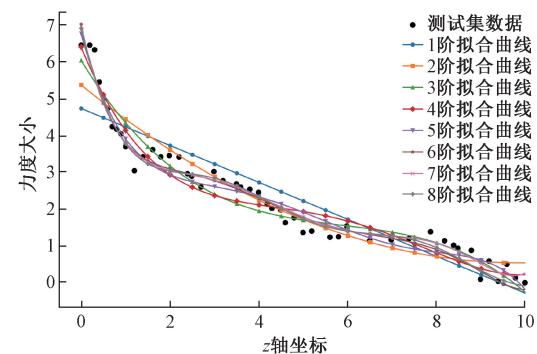


图 9 训练集拟合结果在测试集上的表现

Fig. 9 Performance of training set fitting results on test set

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (16)$$

其中, y 表示真实值, \bar{y} 表示真实值的均值, 函数拟合得到的数据为 \hat{y} 。在训练集和测试集上分别拟合的 R^2 和 MSE 结果如表 7 所示。

表 7 多项式拟合结果评价

Table 7 Evaluation of polynomial fit results

多项式	训练集		测试集	
	R^2	MSE	R^2	MSE
一阶多项式	0.849 78	0.440 40	0.786 17	0.487 23
二阶多项式	0.906 55	0.273 97	0.839 36	0.281 30
三阶多项式	0.943 34	0.166 11	0.872 13	0.177 78
四阶多项式	0.959 59	0.118 48	0.888 23	0.169 97
五阶多项式	0.977 14	0.067 03	0.904 50	0.125 67
六阶多项式	0.984 50	0.045 45	0.910 85	0.092 79
七阶多项式	0.984 86	0.045 39	0.911 10	0.088 70
八阶多项式	0.984 91	0.045 23	0.911 16	0.087 18

根据表中的数据分析,当多项式的阶数 ≥ 6 时,训练集和测试集的 R^2 和 MSE 的变化趋势变得缓慢,并表现出稳定的特征。因此,最终采用六阶多项式表示该函数关系。最终得到的拟合公式为:

$$F = 0.000 389 7z^6 - 0.013z^5 + 0.168 2z^4 - 1.066z^3 + 3.445z^2 - 5.741z + 6.998 \quad (17)$$

在研究机器人书法垂直方向坐标时,Teo 等^[14]将笔画宽度的变化近似地替代了书写时笔垂直方向坐标的变化。在他们研究的基础上,将笔画宽度信息与力反馈设备的 z 轴坐标进行转换,当汉字的笔画宽度为 w_i 时, z 轴坐标可以用公式表示为:

$$z_i = z_{\max} - [(z_{\max} - z_{\min})w_i / w] \quad (18)$$

其中, z_{\max} 表示触控笔刚接触书写平面时的垂直方向坐标, z_{\min} 表示触控笔书写最大笔画宽度时的垂直方向坐标, w 表示汉字的最大书写笔画宽度。本实验所使用的力

反馈设备中, $z_{\max} = -1.999 \text{ cm}$, $z_{\min} = -2.000 \text{ cm}$, $w = 1.5 \text{ cm}$ 。

结合式(17)与(18), 可以得到笔画宽度与书写力度之间的关系。因此, 当汉字的笔画宽度为 w_i 时, 力反馈设备的书写力度 F_i 可以用公式表示为:

$$F_i = \sum_{i=0}^n a_i \{z_{\max} - [(z_{\max} - z_{\min})w_i/w]\}^i \quad (19)$$

由此, 可以通过汉字的不同书写笔画宽度来模拟力反馈硬笔书法教学时的力度大小。

3 力反馈书写平台

为实现多特征融合的硬笔书法教学模式, 本章设计并搭建了基于力反馈设备 Gemomagic Touch 的书写平台作为载体, 融合笔顺、风格与笔力模拟功能。通过运动学建模实现书写引导, 并结合笔画宽度与力度关系, 通过人机交互的方式, 引导用户进行标准化、结构化的书写练习。为验证其实用性, 进一步设计了用户体验实验, 对书写模式的教学效果和交互性能进行主观评价。

3.1 运动学建模

采用矩阵变换法来对力反馈设备进行逆运动学求解。首先需要确定关节坐标系, 将与基座相连固定不动的连杆称为连杆 0, 将与连杆 0 固连的坐标系称为坐标系 {0}, 并以坐标系 {0} 作为参考坐标系, 描述其他连杆的位置和方位, 类似地, 末端坐标系称为坐标系 {n}, 与连杆 n 固连。Geomagic Touch 的坐标系如图 10 所示。

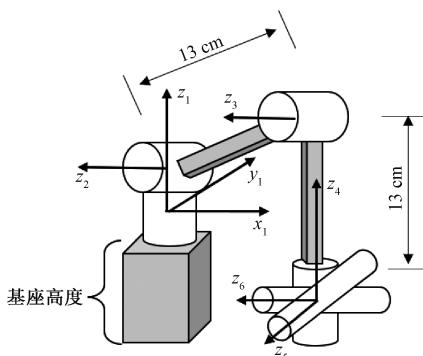


图 10 Geomagic Touch 的坐标系

Fig. 10 Coordinate system of Geomagic Touch

由于 Geomagic Touch 的输出自由度为前 3 个关节的自由度, 因此只需要求解出 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$, 就可以得到力反馈关节的运动轨迹。通过坐标系和矩阵变换法建立各个连杆之间的齐次变换矩阵, 可以得到正运动学公式为:

$${}^0_E \mathbf{T} = {}^0_1 \mathbf{T}(\theta_1) {}^1_2 \mathbf{T}(\theta_2) {}^2_3 \mathbf{T}(\theta_3) {}^3_E \mathbf{T} = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{12} & n_{13} & \mathbf{p}_x \\ n_{21} & n_{22} & n_{23} & \mathbf{p}_y \\ n_{31} & n_{32} & n_{33} & \mathbf{p}_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中, θ_i 代表力反馈设备的各个关节角, ${}^n_E \mathbf{T}$ 代表坐标

系 {n} 相对于坐标系 {m} 的齐次变换矩阵, 末端执行器位姿为 $\mathbf{p}_x, \mathbf{p}_y, \mathbf{p}_z$, 即汉字书写参数。由于 $l_3, l_4, \mathbf{p}_x, \mathbf{p}_y, \mathbf{p}_z$ 为已知参数, 通过矩阵的逆运算便可以求解出力反馈的关节角 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$, 由此就通过汉字书写参数得到了力反馈关节的运动轨迹。

3.2 硬笔书法教学平台

硬笔书法教学场景如图 11 所示, 教学过程中, 用户可以手持 Geomagic Touch 力反馈设备提供的触控笔, 点击触控笔上方按钮, 由触控笔带动用户进行书写练习。

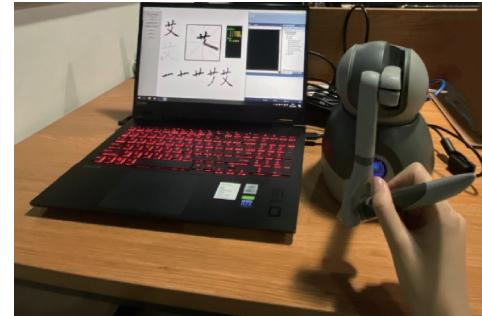


图 11 力反馈硬笔书法教学场景

Fig. 11 Force feedback hard-pen calligraphy teaching

3.3 书写模式用户体验评估实验

为了进一步验证本文所提出的力反馈硬笔书法书写模式在实际使用中的实用性与有效性, 本节设计并实施了一项用户体验评估实验。由于书法书写活动本身具有较强的主观性与交互性, 缺乏统一的客观指标。因此, 本实验旨在从用户角度出发, 评估该书写模式在不同方面的表现, 为后续方法优化与应用推广提供参考依据。

1) 实验流程与内容

本实验共邀请了 10 名高校学生参与, 所有参与者均具有日常汉字书写能力, 部分具备硬笔书法基础, 使用本章开发的硬笔书法教学平台作为交互终端。

(1) 书写任务设置: 每位被试分别完成两个阶段的书写任务, 对应以下两种条件:

无平台组: 常规书写方式, 不借助力反馈平台;

平台引导组: 使用力反馈设备, 根据平台提供的笔顺与力度引导完成书写。

每位参与者分别在两种条件下各书写 8 个字形复杂度适中, 涵盖常见笔画结构的汉字: “促”、“寸”、“杉”、“伙”、“兵”、“仍”、“邢”以及“央”。

(2) 主观体验评估: 完成书写任务后, 每位被试填写一份 5 分制的问卷, 对平台的体验效果从表 8 中的 5 个维度进行主观评分。

2) 实验结果分析

表 9 展示了 5 个维度下的用户体验评价得分。大部分受试者都认为平台能够在书写过程中提供明确的笔顺指导和清晰的笔力反馈, 且整体满意度较高, 用户普遍反映该书写模式体验真实, 书写反馈明显。其中, “书写引导

性”获得了4.3分,证实了笔顺规范模块的实用性,用户普遍反映系统能够清晰地引导正确的书写顺序;“教学辅助性”获得4.1分,表明平台在提升书写质量方面具有积极作用,体现了多特征集成的综合优势。同时,受限于力反馈设备自身硬件参数,有部分被试对“书写舒适度”提出改进建议,主要集中在书写过程中设备动作衔接自然度上,为后续在动作衔接与自然人机交互方面的改进提供了思路与方向。

表8 用户体验评价维度

Table 8 User experience evaluation dimensions

评价维度	评分描述(1~5分)
书写引导性	平台是否能清晰引导笔顺书写
力反馈清晰度	笔力反馈是否真实可感,便于掌握书写力度
书写舒适度	使用过程中是否自然、顺畅、无阻力感
教学辅助性	是否能帮助提升汉字书写技能与笔顺规范性
整体满意度	对书写模式和平台交互体验的总体评价

表9 用户体验评价结果

Table 9 User experience evaluation result

评价维度	平均得分(满分5分)
书写引导性	4.5
力反馈清晰度	3.7
书写舒适度	3.4
教学辅助性	4.1
整体满意度	4.3

4 结 论

本文提出了一种多特征融合下的力反馈硬笔书法书写模式。分别研究了基于对比学习的 Dense-CycleGAN 风格迁移模型、基于匈牙利算法的笔顺规范方法以及还原笔画力度的方法。该书写模式在保持书写结构完整性的同时,还原了真实的书写压力,为硬笔书法的数字化教学提供了新的实现路径。在此基础上,本文还通过用户体验评估实验,从多个维度对所提模式进行了主观验证。实验结果表明,该模式具备良好的教学辅助效果与实际可用性,具有较高的推广应用价值。

参考文献

- [1] 丹里. 浅谈书法艺术在中国汉语言文化传承中的重要性[J]. 文化艺术创新·国际学术论坛. 2024, 3(3): 31-33.
DAN L. Discussion on the importance of calligraphy art in the inheritance of Chinese language and culture [J]. Cultural and Artistic Innovation · International Academic Forum, 2024, 3(3): 31-33.
- [2] 彭再生,陈先郡. 书法中“力”的生成与“力”作为书法美学的基本范畴[J]. 中国书画, 2022(3):20-24.
PENG Z SH, CHEN X J. The generation of 'Li' (force) in Chinese calligraphy and its significance as a fundamental aesthetic concept [J]. Chinese Painting & Calligraphy, 2022(3):20-24.
- [3] 巫宇航,王强,肖璠,等. 燃气管道巡检四足机器人的改进沙猫群优化 SLAM 算法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2024, 38(10):128-136.
WU Y H, WANG Q, XIAO Y, et al. Study on improved sand cat swarm optimized SLAM algorithm for gas pipeline inspection quadruped robot [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(10):128-136.
- [4] 肖洒,吕勇明,吴海彬. 一种基于 DP-KMP 的机器人避障交互式学习方法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(11): 65-78.
XIAO S, LYU Y M, WU H B. Interactive learning approach for robot obstacle avoidance based on DP-KMP [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(11):65-78.
- [5] 宁子豪,何丽,王宏伟,等. 基于行人开放度舒适模型的服务机器人路径规划[J]. 电子测量技术, 2025, 48(6):1-9.
NING Z H, HE L, WANG H W, et al. Service robot path planning based on pedestrian openness comfort model [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(6):1-9.
- [6] CAO X Y, LI SH Y. Image-based calligraphy information extraction and manipulator copying [C]. 2023 IEEE 6th International Conference on Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS). IEEE, 2023: 1-6.
- [7] WU Y, FENG J, CHEN W, et al. Application of stroke extraction and trajectory planning in robotic calligraphy [C]. International Conference on Intelligent Robotics and Applications. Singapore: Springer Nature Singapore, 2024: 308-320.
- [8] HSU M J, YEH P C, CHIEN Y H, et al. A Chinese calligraphy-writing robotic system based on image-to-action translations and a hypothesis generation net [J]. IEEE Access, 2023, 11:25801-25816.
- [9] WANG X, GONG Z. RoDAL: Style generation in robot calligraphy with deep adversarial learning [J]. Applied Intelligence, 2024, 54(17): 7913-7923.
- [10] LIN G, WANG Y, TAN J, et al. Automatic stroke generation for style-oriented robotic Chinese calligraphy [J]. Future Generation Computer Systems, 2021, 119:20-30.
- [11] KOBAYASHI R, KATSURA S. A generative model of calligraphy based on image and human motion [J].

- Precision Engineering, 2022, 77: 340-348.
- [12] WANG X, ZHANG J, GONG Z, et al. Generative adversarial networks based motion learning towards robotic calligraphy synthesis[J]. CAAI Transactions on Intelligence Technology, 2024, 9(2): 452-466.
- [13] YAN G, GUO D, MIN H. Robot calligraphy based on footprint model and brush trajectory extraction[C]. International Conference on Cognitive Systems and Signal Processing. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022: 437-451.
- [14] TEO C L, BURDET E, LIM H P. A robotic teacher of chinese handwriting [C]. 10th Symposium on Haptic Interfaces for Virtual Environment and Teleoperator Systems. HAPTICS 2002. IEEE, 2002: 335-341.
- [15] SHI Y, SHEN G. Haptic sensing and feedback techniques toward virtual reality[J]. Research, 2024, 7: 0333.
- [16] 张会欣. 面向硬笔书法教学的多特征力反馈系统研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2023.
- ZHANG H X. Research on multi-features force feedback system for hard-pen calligraphy teaching[D]. Chongqing: Chongqing University, 2023.
- [17] CHEN T, KORNBLITH S, NOROUZI M, et al. A simple framework for contrastive learning of visual representations [C]. International Conference on Machine Learning. PMLR, 2020: 1597-1607.
- [18] ZHU J Y, PARK T, ISOLA P, et al. Unpaired image-to-image translation using cycle-consistent adversarial networks [C]. IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2223-2232.
- [19] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 4700-4708.
- [20] ISOLA P, ZHU J Y, ZHOU T, et al. Image-to-image translation with conditional adversarial networks [C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 1125-1134.
- [21] PARK T, EFROS A A, ZHANG R, et al. Contrastive learning for unpaired image-to-image translation[C]. Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference, Glasgow: Springer International Publishing, 2020: 319-345.
- [22] HE K, FAN H, WU Y, et al. Momentum contrast for unsupervised visual representation learning [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 9729-9738.
- [23] HA D, ECK D. A neural representation of sketch drawings[J]. ArXiv preprint arXiv:1704.03477, 2017.
- [24] GRAVES A. Generating sequences with recurrent neural networks [J]. ArXiv preprint arXiv: 1308.0850, 2013.
- [25] 邢淑敏, 梁冬泰, 梁丹, 等. 基于风格迁移技术的机器人书法临摹研究[J]. 机械制造, 2018, 56(7): 42-47.
- XING SH M, LIANG D T, LIANG D, et al. Examination on robot copy of calligraphy based on style transfer technology [J]. Machinery, 2018, 56(7):42-47.

作者简介

张会欣,硕士,主要研究方向为机交互等。

E-mail:zhanghuixin949@126.com

熊敏,博士,副教授,主要研究方向为机交互等。

E-mail:xiongmin@cqu.edu.cn

赵启荣(通信作者),硕士研究生,主要研究方向为机交互等。

E-mail:qirongz@foxmail.com