

基于特征提取的服装外形设计草图推荐技术^①

Sketch Recommendation in Appearance Clothing Design Based on Feature Extraction

刘俊中^{1,2} 刘媛媛^{2,3} 金鹏^{2,3} 张璐² 滕东兴²

(1. 中国科学院研究生院 工程教育学院 北京 100049; 2. 中国科学院软件研究所 人机交互与智能信息处理实验室 北京 100190; 3. 中国科学院研究生院 信息科学与工程学院 北京 100049)

摘要: 草图是服装外形设计中一类高效的信息载体,为了提高服装外形设计的效率,减少大量的重复操作,本文设计并实现了一种基于草图特征提取的二级推荐技术,在设计过程中整合草图轮廓的几何特征和草图勾画过程中的过程特征,同时结合相关反馈技术和用户交互历史数据,并结合笔式界面技术,开发了笔式服装外形设计原型,改善了人机交互方式,能够在用户设计过程中满足草图推荐的目的。

关键词: 草图推荐 特征提取 计算机辅助设计 笔式用户界面 人机交互

1 引言

构建面向设计阶段的草图交互系统既有利于创造性思维的快速表达,又能够充分地利用计算机强大的计算功能^[1]。在设计过程中,用户勾画的草图常常具有相似性,然而,对于相似性草图的大量重复性勾画操作大大降低了人机交互的效率。草图相似性检索和推荐技术为这一问题提供了一种有效的解决方法,成为新一代 CAD 系统的研究热点^[2],该技术通过在设计阶段建立相似性模型,根据用户勾画的草图检索相似的现有图纸,并将结果主动地推荐给用户,有助于高效利用现有资源进行创新设计^[3]。目前的 CAD 软件大多专注于如何提供一个方便自然的勾画环境,缺乏对于草图相似性检索与推荐技术的支持,存在人与系统的“语义鸿沟”问题^[4],导致设计阶段的效率较低。

设计过程中纸和笔是人们普遍使用的交互工具。笔式用户界面基于纸笔隐喻模仿日常生活中人们运用纸和笔的操作方式,并且可以记录草图勾画过程中采样点坐标、采样时间、笔压力、笔迹速度、笔身扭曲度等多维度信息。

本文提出了一种基于特征提取的服装外形设计草图推荐技术 (Feature Extraction - based Sketch Recom-

mendation Technology, 简称 FESR)。FESR 技术提出了针对几何特征和过程特征的两级推荐方法,并使用 FESR 开发了笔式服装工艺设计原型^[5],并给出了应用实例。实例表明,用户在勾画草图进行工艺设计的过程中,FESR 能够根据已勾画的草图信息准确地索相近似的图纸推荐给用户,使用户可以根据推荐结果高效地完成设计阶段的交互任务。

2 FESR 概述

服装外形设计中的草图一般具有以下特点^[5]: (1) 多为左右对称图形; (2) 多为外形轮廓图; (3) 多为封闭图形; (4) 草图绘制顺序相对稳定。本文将草图特征定义为如下二元组:

定义 1. 草图特征 $F = \langle \text{几何特征 } G, \text{过程特征 } H \rangle$ 。

其中,几何特征 G 和过程特征 H 定义如下:

定义 2. 几何特征 $G = \langle \text{外形轮廓特征 } C, \text{局图形特征 } T \rangle$

定义 3. 过程特征 $H = \langle \text{笔迹压力 } P, \text{迹速度 } S \rangle$

如图 1 所示为 FESR 的处理过程:主要包括预处理、

① 基金项目:国家自然科学基金(60703078);国家 863 高技术研究发展计划(2007AA04Z113);国家 973 计划项目(2006CB303105);国家科技支撑计划(2006BAF01A17)

特征提取、一级推荐、二级推荐、RPP 评价、二次匹配、反馈等关键部分。(1) 预处理: 由于输入习惯的差异和输入条件的限制, 用户输入的图形不可避免地受到噪音影响。因此预处理就是要将输入原始草图进行去噪、归一化等处理, 消除这些噪音的影响, 便于进行特征提取。(2) 一级推荐: 为了方便计算, 将提取得到的几何特征进行降维计算。根据几何特征, 将领域知识模板库中的数据进行聚类, 提取与输入草图形状相似的图纸数据作为候选集。(3) 二级推荐: 笔式草图绘制过程中, 每个采样点都包括了多维信息, 包括笔输入的速度、压力、时间戳等, 二级推荐将这些多维信息进行处理之后作为推荐结果。(4) RPP 评价: 对推荐结果的查全率和准确度进行评价, 使用户提供反馈给特征提取层。(5) 二次匹配: 为了提高推荐结果的准确度, 根据交互历史数据库中的用户交互历史信息, 对候选集中的图纸数据进行二次匹配, 将提取得到的过程特征进行整合和过滤。(6) 反馈: 将推荐结果提供给用户, 并获得用户的反馈, 矫正系统的特征整合。

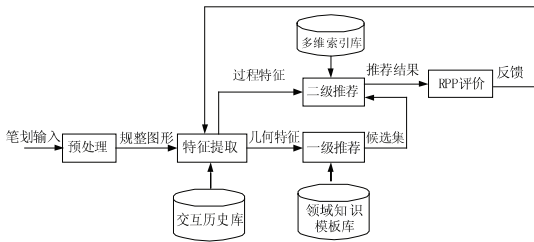


图 1 FESR 处理过程

3 基于特征提取的二级草图推荐技术

3.1 几何特征提取

3.1.1 外形轮廓特征

提取几何特征的主要目的是初步筛选相近的工艺图纸, 而一级推荐中的重要目的是区分不同的部件, 缩小二级推荐的搜索范围。傅利叶形状描述方法是一种基于轮廓的全局描述方法, 具有平移、旋转、缩放不变性, 有很好的形状信息描述能力, 因此, 本文采用傅利叶描述方法对草图的几何信息进行描述。傅立叶描述子的生成包括以下步骤: 规范化采样、形状描述子生成、傅立叶变换和傅里叶描述子生成。

规范化采样: 为了傅立叶变换计算方便, 要求将草图图形数据进行规范化统一为同等数量的采样点。由于服装工艺图纸自身的特点, 且预处理阶段草图数据已经归一

处理为相同大小, 因此选用等点数采样方法。本文根据实际工程需要对每个草图轮廓采用 128 个采样点。

形状描述子生成: 对于二维的轮廓信息, 需要将其转化为一维的表示, 这由形状描述子实现。形状描述子是使用一维函数来表示二维区域或边界的方法。目前, 已经有多种形状描述子, 包括复数坐标、极坐标、中心距离、倾斜角度、累积角度、曲率等。本文结合草图的绘制过程, 把草图外形轮廓数据用一组坐标点表示: $(x_i, y_i), i = 0, 1, 2, \dots, N - 1$, 然后选用质心距离作为主要的形状特征参数 [6], 其定义如下:

$$r_i = [(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2]^{1/2}, i = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

其中: N 为总采样点数

(x_c, y_c) 为草图质心,

$$x_c = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N x_i \right), y_c = \frac{1}{N} \left(\sum_{i=1}^N y_i \right), i = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

傅立叶变换: 对进行傅立叶变换的公式如下:

$$u_t = \frac{\sum_{i=0}^{N-1} r_i \exp(-j2\pi t / N)}{N}, t = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

所得系数通常被称为傅立叶描述子 (FD), 可表示为 $FD_n, n = 0, 1, 2, \dots, N - 1$ 。

描述子生成: 为了满足草图推荐的平移、旋转、缩放不变性, 可以使用傅里叶描述 FD_n, FD_0 称为直流成分 (DC Component), 仅由图形的位置决定, 对形状描述不起作用。缩放不变性由前 $N/2$ 个 FD 除以直流成分 FD_0 得到。将 FD_n 做如下处理获得草图图形的轮廓特征向量:

$$f = \left[\frac{|FD_1|}{|FD_0|}, \frac{|FD_2|}{|FD_0|}, \dots, \frac{|FD_{N/2}|}{|FD_0|} \right]$$

通过上述处理, 每个草图可以得到一个 63 维的傅利叶描述特征向量, 构成候选集, 应用于下一步的二级推荐中。

3.1.2 全局图形特征

结合草图的绘制过程, 平均图元质心距离和点密度两个图形特征能够一定程度上反应图纸内部特征:

平均图元质心距离

$$avg_dis = \frac{1}{k \max dis(G_i - C)} \sum_{i=0}^{k-1} (dis(G_i - C)),$$

$$i = 0, 1, 2, \dots, k - 1$$

其中: k 为草图包含的图元个数, G_i 为第 i 个图元的质心,

草图质心为: $C(x_c, y_c)$

$$dis(G_i - C) = \sqrt{(x_{G_i} - x_c)^2 + (y_{G_i} - y_c)^2}$$

点密度为: $density = \frac{1}{N}(L_B \cdot W_B)$

其中: L_B, W_B , 为草图包围盒的长轴长和短轴长, N 为草图所包含的数据点数。

3.2 过程特征提取

草图绘制过程中的特征信息, 可以用于草图推荐, 并构成过程特征的信息需要相对稳定, 并具有用户间的个性特征, 本文选用压力和速度两类信息作为过程特征提取出来, 以备二级推荐。

由于速度和压力均属用户敏感型特征, 为了方便特征比较, 对压力和速度两类信息分别提取以下特征:

压力最大值: $\max_pre = \max(pressure(i))$

压力最小值: $\min_pre = \min(pressure(i))$

速度最大值: $\max_speed = \max(speed(i))$

速度最小值: $\min_speed = \min(speed(i))$

而后依据极值对压力和速度的原始数据进行归一化:

压力: $normalized_p(i) = \frac{pressure(i) - \min_pre}{\max_pre - \min_pre}$

速度: $normalized_s(i) = \frac{speed(i) - \min_speed}{\max_speed - \min_speed}$

笔输入设备采集获得的压力和速度信息常具有较大的波动性, 需先对压力和速度求移动平均值。本文采用线性加权移动平均值进行平滑处理, 其计算方法如下:

$$x(i) = \frac{\sum_{t=i-k}^{i+k} (x(t)|t-i)}{\sum_{t=i-k}^{i+k} |t-i|}, i = 0, 1, 2, \dots, k-1$$

其中 k 为计算移动均值的区间, 可依实际情况自由选定初值。

在此基础上, 压力和速度值的波动情况较为复杂, 为了计算方便, 避免二维图形的比较计算, 提取压力和速度值的分布值作为比较依据。即定义 $u(i)$ 为一幅草图中, 压力值或速度值大于的概率。可根据实际情况选取 0-1 之间的一组数, 如 {0.25, 0.5, 0.75}。

3.3 面向几何特征的一级推荐

由于草图形状的“相似”是一个具有明显模糊性的概念, 根据草图的几何特征, FESR 采用模糊聚类的方法对草图图纸进行分类, 提取相似草图。

模糊聚类方法包括以下步骤: 确定 F 集的隶属函数, 建立 F 相似关系, 改造相似关系为等价关系。

确定 F 集隶属函数: 首先根据聚类分析选用的三

类指标, $(f, avg_dis, density)$ 确定其隶属函数。由于三类指标具有相同的特点, 并进行过归一化处理, 均采用抛物线型函数作为其隶属函数, 定义为: $u(x) = e^{-\alpha x^2}$

其中 α 根据三类指标的实际数值选择, 并根据相关反馈的结果进行调整^[6]。

建立 F 相似关系: 设论域为整个草图数据库, 则每个草图可以由如下特征表示: $u_i = (f, avg_dis, density)$ 。

现在的问题就是如何确定 U_i 和 U_j 的相似度。两个草图间相似关系可由相似矩阵 $R(u_i, u_j) = r_{ij}$ 表示, 为了计算简便, 并综合考虑各个因素, 较好地反应草图形态相似的特征, 本文选用夹角余弦法计算的相似度:

$$r_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^m x_{ik} \cdot \sum_{k=1}^m x_{jk}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{ik}^2} \cdot \sqrt{\sum_{k=1}^m x_{jk}^2}}$$

其中 m 为一适当选择的正整数, 且 $m \geq \max(\sum_{k=1}^m x_{ik} \cdot x_{jk})$ 。

改造相似关系为等价关系: 如上所建立的相似关系通常只满足自反性和传递性的特点, 可通过求 R 的传递闭包 \hat{R} , 进而进行模糊聚类。即在 F 相似矩阵 R 中, 按 r_{ij} 的大小顺序依次用直线将元素连接起来并标上权重。若在某一步出现回路, 便不画这一步, 直到所有元素连通为止。这样就得到一棵最大树 (可以不唯一)。这棵最大树即是原相似关系的等价关系。根据取定 λ , 去掉权重低于 λ 的连线, 即可将元素分类, 互相连通的元素归为一类^[7]。

聚类方法的关键即是选定合适的 λ 值作为聚类阈值。为了保证聚类之后, 能够得到合适数量草图组成候选集以备后续推荐的选择, λ 值将采用一给定初始值, 聚类完成后, 若所得草图数量 n 小于系统给定值 N , 则根据下述公式调整 λ 值, 重新进行聚类:

$$\lambda' = \frac{N-n}{N} \lambda$$

3.4 面向过程特征的二级推荐

针对模糊聚类获得的候选集, 根据从草图中提取的过程特征进行二次推荐和排序。二次推荐的主要依据不仅包括几何特征的相似, 而且包括过程特征的相似。

几何特征依然包括傅立叶描述子 (FD), 平均图元质心距离 (CD) 和点密度 (PD); 而过程特征主要有压力特征 (PF) 和速度特征 (VF) 两种。

这里采用欧式距离来定义向量间的距离。为了整

合所有特征,获得一个统一的相关度数量值,定义了下述公式:

$$\text{Similarity} = a * \text{dist}(\text{FD}) + b * \text{dist}(\text{CD}) + c * \text{dist}(\text{PD}) + d * \text{dist}(\text{PF}) + e * \text{dist}(\text{VF})$$

其中 a, b, c, d, e 是权重系数,可根据实际情况确定一组初始值,在使用的过程中,依据用户对推荐结果的选择反向调整权重系数,达到系统推荐算法的自适应。

4 应用实例

我们将 FESR 应用到笔式针织服装工艺设计系统的外形设计过程中。在外形设计阶段,用户利用草图勾画和灵活的笔交互技术进行设计,系统将笔迹信息储存到 SMDT 树后^[5],首先提取图形的几何特征进行一级推荐,提供候选方案,然后提取图形过程特征进行二级推荐,提供最终推荐结果,如图 2(a) 所示。随着草图信息的增加,推荐结果的相似度逐步提高,如图 2(b),候选集中的推荐结果按照草图相关度从上到下依次排列。对于用户勾画的具有相似几何特征信息的草图,根据笔迹的压力和速度不同,FESR 会提供不同的推荐结果,如图 2(c)、(d) 所示。

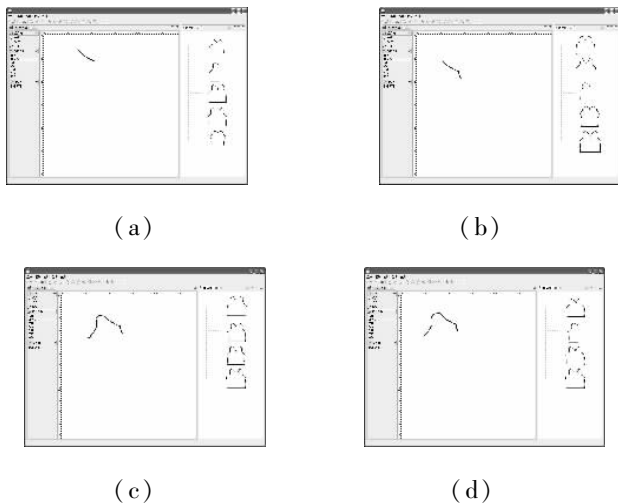


图 2 FESR 应用实例

5 结论

本文针对草图外形设计过程中的草图相似性检索与推荐问题,提出了一种基于特征提取的服装外形设

计草图推荐技术 FESR。从几何特征和过程特征两个维度构建了特征模型,讨论了 FESR 的关键技术,包括特征提取、模糊聚类和二级特征整合等。最后将 FESR 应用于笔式服装工艺设计原型,给出了应用实例。实例表明,FESR 能够根据用户勾画的草图给出有效的推荐结果,提高了草图工艺设计过程中人机交互的效率与用户满意度。在今后的工作中,我们将研究(1)将面对海量图纸数据时,如何提高 FESR 的时间效率。(2)如何充分利用笔的旋转速度、倾斜角度等多维特征,提高 FESR 的准确度。

参考文献

- 1 Ma CX, Dai GZ, Teng DX, Chen YD. Research of Interaction Computing Based on Pen Gesture in Conceptual Design. *Journal of Software*, 2005, 16(2): 303-308.
- 2 Kriegel HP, Kroger P, Mashaël Z, Pfeifle M, Potke M, Seidl T. Effective similarity search on voxelized CAD objects // *Database Systems for Advanced Applications*, 2003:27-36.
- 3 Tan WZ, Ma LZ, Luo LR, Luo LR, Xiao SJ. Study on an Innovation Design System and Its Application. // *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization (CGIV05)*, 2005: 361-366.
- 4 梁爽,孙正兴. 面向草图检索的相关反馈方法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2006, 18(11): 1753-1757.
- 5 刘媛媛. 基于草图的针织服装工艺设计系统 [M. D. Thesis]. 北京:中国科学院软件研究所, 2008.
- 6 Zhang DS, Lu GJ. Content - Based Shape Retrieval Using Different Shape Descriptors: A Comparative Study. // *2001 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME01)*, 2001:289-292.
- 7 杨纶标,高英仪. 模糊数学原理及应用. 第三版,广州:华南理工大学出版社, 2001:114-125.