

基于条件随机场的模型特征线提取方法

张尧焯, 孙正兴, 刘 凯, 宋沫飞, 章菲倩

(南京大学计算机软件新技术国家重点实验室, 江苏南京 210046)

摘 要: 本文提出了一种草图指导的三维模型特征线提取方法, 该方法特点在于: 一方面, 建立了笔画采样点与模型特征线点间的条件随机场匹配模型, 将模型几何特征与形状相似性结合匹配, 实现了草图信息与模型特征线提取的有效融合; 另一方面, 提出了基于结构相似性的模型特征线度量机制, 并采用迭代优化方法实现了全局最优模型特征线的提取. 实验结果表明: 本文提出的方法能有效获取与草图结构形状相对应的模型特征线绘图.

关键词: 非真实感绘制; 特征线提取; 条件随机场; 迭代优化; 指导草图

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)03-0498-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.03.012

Extraction of Feature Lines for 3D Model Based on Conditional Random Fields

ZHANG Yao-ye, SUN Zheng-xing, LIU Kai, SONG Mo-fei, ZHANG Fei-qian

(State Key Laboratory for Novel Software Technology, Nanjing University, Nanjing, Jiangsu 210046, China)

Abstract: This paper proposed a 3D model feature lines extracting method guided by user's sketch. There are two main contributions of our method: on the one hand, a conditional random fields (CRF)-matching model with geometric features and shape similarity between stroke points and candidate feature points is established, and the user drawing purpose is combined with the model feature lines extraction effectively; on the other hand, a topological similarity based metrics is proposed to evaluate the rationality of extracted feature lines, and an iterative optimization process is applied to obtain global optimized model feature lines. The experimental results show that our method is efficient to extract reasonable 3D model feature lines which are similar to sketch strokes on shape and topological properties.

Key words: non-photorealistic rendering; feature lines extraction; conditional random fields; iterative optimization; guided sketch

1 引言

三维模型线绘制 (line drawings of 3D models) 是非真实感绘制 (Non-Photorealistic Rendering, NPR) 的热点问题^[1], 其核心为提取特定视角下的模型特征线以表现三维模型形状特性, 在三维交互建模、模型分析等多领域有着广泛应用^[2]. 现有方法主要根据三维网格微分几何特征提取轮廓线^[3]、暗示性轮廓线^[4]、谷线和脊线^[5]等类型特征线, 但由于缺少用户意图指导而通常难以得到符合用户意图的特征线组合^[6], 如何自然地引入用户指导成为该领域研究的关键问题^[1].

手绘草图是直接而自然的思路外化方式, 在三维建

模^[9]、数据检索^[10]等领域都有重要应用, 因此已有研究者试图将草图信息引入模型特征线提取过程. Cole 等^[6]对三维模型绘制大量线绘图样本以学习一个回归模型并用于估计模型特征线位置, 但该方法需要标记大量样本且仅对特征线位置信息进行统计及分析; Kalogerakis 等^[7]建立模型几何特征到阴影绘制参数的映射以生成类似风格的阴影线绘图, 但该方法不适用于线绘图的生成. 采用与模型形状结构特征相似的指导草图控制模型特征线提取过程是更自然的方式, 其目标是得到形状组合等特征与草图吻合的线绘图. Ma 等^[8]基于通用特征线提取结果, 利用神经网络与支持向量机训练分类器实现特征线选择显示, 但其本质上未在特征线提取过程中

利用草图形状位置等信息,草图仅用于标记特征线样本的类别。

利用形状或结构相似性将草图与模型特征进行匹配能使特征线提取更直观地反映用户意图,而引入笔画匹配过程也能降低其对几何特征阈值取值的敏感性,使特征线提取过程更直观自然.该问题解决的难点在于如何将草图特征与模型几何特征结合以实现匹配过程,已有部分草绘建模方法利用形状匹配得到与草图风格类似的模型特征线:Chen 等^[11]通过简单的距离度量将笔画线与模型特征点进行对应,章等^[12]根据端点临近性原则将笔画线与接近的模型轮廓线进行对应,这些方法仅能实现简单笔画与特定特征线的匹配;Kraevoy 等^[13]根据笔画与特征点的局部形状差异建立隐马尔科夫模型(Hidden Markov Model, HMM)并在候选特征点中搜索与笔画形状相似的特征线,但该方法仅能利用局部形状相似性特征,因此只能实现单笔画匹配.上述各方法均采用“特征线计算”和“笔画与特征线匹配”两个步骤,其结果对特征线提取的阈值较为敏感,且由于未将模型几何特征与形状相似性结合而难以得到符合用户意图的结果.条件随机场模型(Condi-

tional Random Fields, CRFs)^[18]能够引入不同类型层次的多类特征,采用 CRF 建立笔画与特征线的匹配模型,能将较复杂的形状特征与模型几何特征结合,从而在特征线提取中实现用户意图捕捉.

针对上述问题,本文提出了一种在用户绘制草图指导下的三维模型特征线提取方法.该方法通过建立笔画与特征线匹配的多特征条件随机场模型将形状特征相似性与模型几何特征结合考虑,采用笔画特征线匹配方法实现模型特征线提取,实现了模型特征线提取过程中的用户意图捕捉;同时,提出了一种基于结构相似性的模型特征线度量机制,并采用迭代匹配方法实现了全局最优模型特征线的提取.实验结果表明本文提出的方法能有效获取与指导草图对应的模型线绘图,并对表面特征较不明显或网格质量较差的三维模型具有较好的适应性.

2 基于条件随机场的模型特征线提取

给定三维模型与观察视角,本文方法能利用草图指导提取对应的模型特征线,如图 1 所示包含预处理、笔画特征线匹配和迭代优化 3 个步骤.

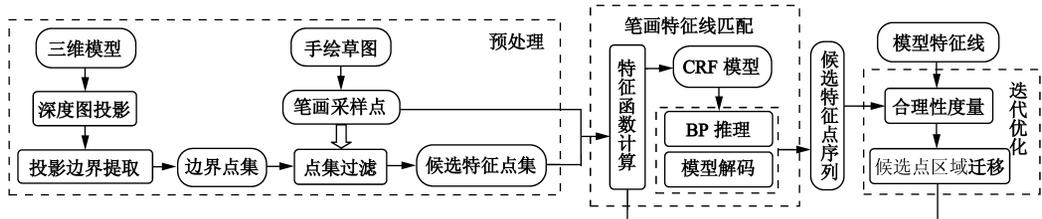


图1 基于条件随机场的模型特征线提取流程

2.1 预处理

预处理的目标是从模型上提取几何特征变化较显著的网格点作为候选特征点.现有模型特征点计算方法分为基于对象空间特征^[4,5,14]与基于图像空间特征^[15,16]两类方法,相比对象空间方法,图像空间方法的计算复杂度较低,且能够采用较简单的阈值参数得到理想的模型特征点集合.本文在给定视角下将三维网格模型投影为深度图,并从中提取 Canny 梯度较高的图像边界点集合^[20]表示模型特征点集合. Canny 梯度阈值 λ 的取值影响到笔画匹配搜索空间与计算复杂度,其最佳取值应在包含用户提取意图的前提下使候选特征点集尽可能小,本文选取 $\lambda = 0.00005$ 作为 Canny 梯度阈值的取值.

由于边界点数较多,直接建立 CRF 模型会导致匹配复杂度较高,本文方法根据草图笔画对边界点集进行过滤以降低匹配复杂度:(1)将草图归一化至深度图大小,并调整其方向与深度图朝向基本一致;(2)计算各草绘笔画的闭包矩形(与坐标轴方向平行的最小包

围矩形);(3)将闭包矩形扩大一定倍数(记为扩张系数 γ)作为初始匹配区域,该参数能够控制初始候选匹配点集大小;(4)初始匹配区域内所有边界点组成其对应的初始候选特征点集.候选点集过滤能够极大地降低 CRF 匹配复杂度,而调节扩张系数 γ 能够在匹配准确度与计算代价之间进行折中.

2.2 基于条件随机场的笔画与特征线匹配

笔画与特征线匹配的目的在于寻找与笔画线形状相似且能表现模型显著形状的候选特征点序列.为了在匹配中引入不同类型层次的多类特征^[19],本文在笔画采样点与模型特征点间建立 CRF 匹配模型,将形状相似性与模型几何特征结合以得到与草图笔画匹配的模型特征线.

2.2.1 条件随机场匹配模型定义

条件随机场(CRF)因解决有偏标记问题而最早被用于标记序列化数据^[18],与生成式概率模型如隐马尔科夫模型(HMM)或者马尔科夫随机场(Markov Random Fields, MRF)相比,CRF 能处理观察值间的任意依赖关

系,因此能灵活地使用高维特征向量描述概率模型. Ramos 等提出的 CRF 匹配模型是在 CRF 模型基础上建立的匹配模型^[19],能将各层次特征结合计算因而能处理更具普遍性的匹配问题. 本文的 CRF 匹配模型定义如下:将笔画点 a_i (笔画采样点集为 A) 作为隐藏状态 y_i , 其取值范围为候选特征点集 B 中的所有特征点 b_j , 观察数据 x_i 则定义为对应笔画点的特征值, 隐藏状态间的势函数定义为特征函数加权之和. CRF 匹配模型建立后, 笔画点与模型特征点匹配即转化为根据观察数据 x 推理计算当前隐藏状态序列 y 取值的过程. 通过 BP 算法能够计算各隐藏状态 y_i 的边缘分布概率, 或是在当前观察值序列下所有隐藏状态最大可能的取值结果, 该算法通过向概率模型图结构中的节点发送局部信息实现^[21], 最后得到概率最大的候选特征点序列作为匹配结果.

2.2.2 特征函数定义

特征函数(状态转移函数)用于描述笔画点与候选特征点间的形状差异程度, 及各候选特征点组合为模型特征线的可能性. 本文定义如下两类特征函数:

形状相似性特征: 描述笔画点与对应模型特征点之间的形状及位置差异程度, 包括:

(1) 二维距离: 度量笔画点与对应模型特征点间的欧式距离. 若笔画点 a_i 对应的模型特征点为 b_j , 设其坐标分别为 x_{a_i} 和 x_{b_j} , 则该特征 f_d 定义为:

$$f_d(i, j, x_A, x_B) = \|x_{a_i} - x_{b_j}\|^2 \quad (1)$$

(2) 局部角度差: 描述笔画点与对应模型特征点处的局部形状差异, 定义为相邻点角度差^[19], 其优点在于仿射不变性. 设 k 为笔画点 a_i 与相邻点的索引之差, 则 a_i 处角度 θ_{a_i} 可以定义为线段 $\overline{a_{i-k}a_i}$ 与 $\overline{a_i a_{i+k}}$ 的夹角, 同理 b_j 处角度 θ_{b_j} 定义为线段 $\overline{b_{j-k}b_j}$ 与 $\overline{b_j b_{j+k}}$ 的夹角, 则局部形状特征 f_s 定义为:

$$f_s(i, j, k, x_A, x_B) = \|\theta_{a_i} - \theta_{b_j}\|^2 \quad (2)$$

其中, 参数 k 取值为 $\{1, 2, 3\}$.

(3) 局部连续性: 描述相邻笔画点与对应相邻模型特征点间连续性的差异程度, 连续性差异特征 f_c 定义为:

$$f_c(i, j, k, x_A, x_B) = \frac{\|x_{a_i} - x_{a_{i-k}}\|^2}{\|x_{b_j} - x_{b_{j-k}}\|^2} - 1 \quad (3)$$

其中, 参数 k 如上可取值为 $\{1, -1, 2, -2, 3, -3\}$. 该特征最优取值为 0, 表示在笔画线上搜索步长与对应模型特征点搜索步长应该尽可能接近.

模型图像空间特征: 用于描述模型特征点连接为同一特征线的可能性, 包括:

(1) 梯度特征: 图像边缘提取中梯度值高的点更有可能成为边界点, 即更倾向于将梯度值高的点连接成

为模型特征线. 设模型特征点 b_j 的梯度值为 g_{b_j} (该点 Canny 梯度值), 则梯度特征 f_g 定义为:

$$f_g(j, x_B) = g_{b_j} / g_{\max} \quad (4)$$

其中 g_{\max} 为图像中梯度的最大值.

(2) 梯度连续性特征: 定义为相邻特征点间梯度的差异程度: 设 k 为邻接点索引与模型特征点 b_j 的差值, 点 b_j 处的图像空间梯度值为 g_{b_j} , 则梯度连续性 f_{gc} 定义为:

$$f_{gc}(j, k, x_B) = \left| |g_{b_j} - g_{b_{j-k}}|^2 - |g_{b_{j+k}} - g_{b_j}|^2 \right| \quad (5)$$

其中, 参数 k 取值为 $\{1, 2, 3\}$, 该特征能够有效检测平滑变化的特征线.

2.3 迭代优化

为避免初始匹配区域错位导致匹配失效, 本文定义模型特征线度量对匹配得到的模型特征线进行评估, 并通过迭代优化逐步逼近理想的候选特征点区域与候选特征点集, 最终实现全局最优的模型特征线提取.

2.3.1 模型特征线度量

为提取形状及拓扑结构接近对应笔画的模型特征线, 本文将模型特征线度量机制定义为距离度量、模型特征线连接倾向和结构相似度三个部分之和:

距离度量: 笔画线与模型特征线提取结果整体距离越小, 则该提取结果有更大可能为真实提取目标. 本文使用对应点间欧式距离的平均值表示整体距离差异 $E_d(A, B)$, 定义如下:

$$E_d(A, B) = \frac{1}{n} \sum \|x_{a_i} - x_{b_j}\|^2 \quad (6)$$

其中: A 为指导草图中的笔画采样点集, B 为所提取的模型特征线点集, n 为绘制笔画采样点的个数, x_{a_i} 为绘制笔画点 a_i 坐标, x_{b_j} 为与 a_i 对应的候选特征点坐标.

模型特征线连接倾向: 对任意两个已连接的候选特征点, 若其在三维网格拓扑结构中越接近(两网格点间最短路径包含的边数越小)及在图像空间的特征越接近, 则这两个候选特征点有更大可能互相连接. 本文将特征线邻接点 b_i 与 b_j 的连接程度 $E_C(b_i, b_j)$ 定义为:

$$E_C(b_i, b_j) = \frac{d_{ij}}{d_{\max}} \cdot (D_{b_i} - D_{b_j}) \quad (7)$$

其中: d_{ij} 为 b_i 与 b_j 三维拓扑中最短路径包含的边数, d_{\max} 为预设的最短路径上限, D_{b_i} 和 D_{b_j} 分别为 b_i 与 b_j 点的梯度值. 模型特征线整体连接程度 $E_C(B)$ 则可定义为所有邻接候选特征点连接可能的平均值:

$$E_C(B) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=0}^{n-1} E_C(b_i, b_{i+1}) \quad (8)$$

结构相似度度量: 描述模型特征线拓扑结构与草图笔画拓扑结构的相似程度, 定义为各笔画与特征线与其余笔画/特征线的相对位置. 本文将拓扑结构相似度量

量 $E_T(S)$ 定义为如下形式:

$$\begin{aligned} E_T(S) &= \sum_{i=0}^{n-1} E_T(S_i), E_T(S_i) \\ &= \sum_{j=1, j \neq i}^n \|A_i - A_j\| - \sum_{j=1, j \neq i}^n \|B_i - B_j\| \end{aligned} \quad (9)$$

其中: A 和 B 分别为各条对应的草图笔画与模型特征线.

2.3.2 候选特征区域迁移

若草图笔画与真实特征线距离较远, 则仅根据距离远近选择初始匹配特征点会导致难以得到合理的匹配结果, 因此本文采取如下迭代匹配算法逐步逼近真实特征区域:

(1) 初次匹配, 以笔画初始采样点 s_0 为圆心, 在半径为 r 的圆形区域内随机选择 n 个点作为初始匹配特征点集合 $\{p_1, \dots, p_n\}$, 在候选特征点区域 M 内的候选特征点集上分别进行匹配, 如图 2(a) 与图 2(b) 所示;

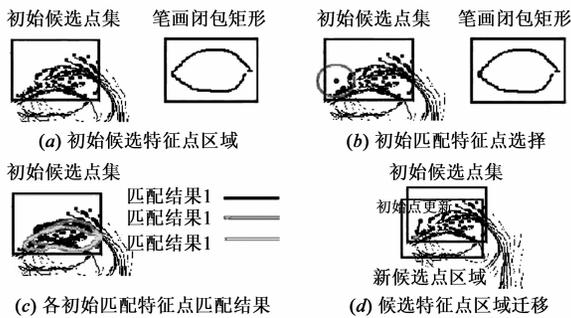


图2 迭代匹配流程

(2) 根据 CRF 匹配模型, 对各初始匹配特征点计算得到其对应的模型特征线提取结果 $\{f_1, \dots, f_n\}$, 对各特征线匹配结果计算合理性度量, 将合理性最高的特征线 f_i 对应的初始匹配特征点 p_i 作为下一次匹配的种子点, 如图 2(c) 所示;

(3) 根据笔画初始采样点 s_0 与种子点 p_i 的相对位移 $\vec{s_0 p_i}$, 对候选特征点区域 M 进行迁移, 得到新的候选特征点区域 M' : 若合理性度量高于一定阈值, 则根据 $\vec{s_0 p_i}$ 将候选匹配区域进行平移; 若合理性度量低于一定阈值, 则将候选特征点区域沿 $\vec{s_0 p_i}$ 进行扩大, 如图 2(d) 所示;

(4) 下次迭代以种子点 p_i 为圆心选取新的初始匹配特征点集合 $\{p'_1, \dots, p'_n\}$, 并在新的候选特征点区域 M' 内的候选特征点集上重复步骤 2、3, 直至合理性度量高于一定的阈值即将当前候选特征点序列作为最佳匹配的模型特征线.

根据 2.3.1 节所定义的合理性评价标准, 可在每次匹配中选择最佳模型特征线及其初始匹配点. 若该次迭代的最佳匹配特征线合理性评价高于一定阈值, 则结束迭代并将其作为最佳匹配结果.

3 实验结果与分析

本节从迭代匹配收敛性、不同绘制下算法的稳定性两方面对方法的有效性进行验证, 并将本文方法与传统方法进行比较, 对结果进行了统计分析.

(1) 迭代匹配收敛性: 在本文方法中, 每次迭代匹配都能获得当前最优的模型特征线组合, 随着迭代次数的增加, 该最优特征线组合逐步逼近与模型显著形状相符的真实特征. 本文对不同模型迭代所得特征线组合的合理性度量进行了统计, 实验结果如图 3 所示. 该实验结果表明随着迭代次数的增加匹配结果趋向收敛, 所提取特征线能够逐步逼近实际模型特征线, 调节迭代次数上限可在计算代价与匹配精度之间进行折中.

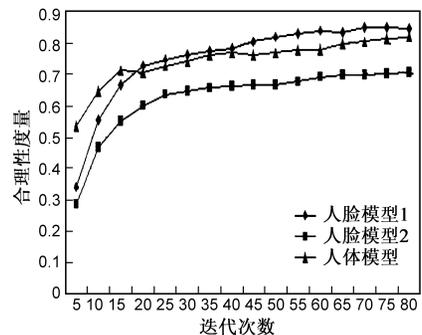


图3 迭代优化收敛性验证

(2) 算法稳定性: 指导草图中影响特征线提取的因素包括笔画与真实特征的位置/大小/形状差异, 为验证本文算法对不同草绘笔画的稳定性, 本文以人脸模型为例绘制位置/形状等差异程度不同的指导草图, 其特征线提取结果如图 4 所示. 本文方法主要通过 γ 与 r 两个参数控制收敛速度及匹配精度 (γ 为初始匹配区域与笔画闭包矩形大小之比, r 为初始匹配点的选择半径与闭包对角线长度之比): γ 决定初始匹配区域的大小, 而当其不能覆盖真实特征时, 提取结果可能难以完全收敛到真实特征而导致位置/大小与真实特征差异较大的笔画 (如图 4(c) 中右侧眼睛与图 4(f) 中双眼) 不能得到正确的匹配结果, 但 γ 的增加也会使匹配代价大幅增长; r 影响迭代匹配的收敛速度, 当 r 取值较小时能避免匹配结果在不同特征区域内反复跳跃, 但收敛速度也会随之降低, 且可能无法收敛到真实特征区域 (如图 4(c) 中右眼笔画). 图 4(f) 中眉毛与眼睛特征线有重叠, 其原因是各笔画匹配过程相对独立, 导致笔画间结构属性仅通过迭代过程进行调整. 在 CRF 匹配中结合笔画间拓扑特征能够缓解该问题, 但也会导致候选匹配点数过多而无法收敛于有效且合理的匹配结果. 更有效的方法是利用拓扑信息对模型候选特征点

进行聚类,并利用结构特征将各笔画与特征区域对应,但其提取结果会依赖于候选特征点聚类的结果.此外,Canny 梯度阈值 λ 的选取同样影响匹配结果:当 λ 较小时计算复杂度更高且倾向于得到形状相似的特征点序列结果;而当 λ 较高时匹配搜索空间更小而匹配结果更接近真实特征,如图 4(g)与图 4(h)所示.

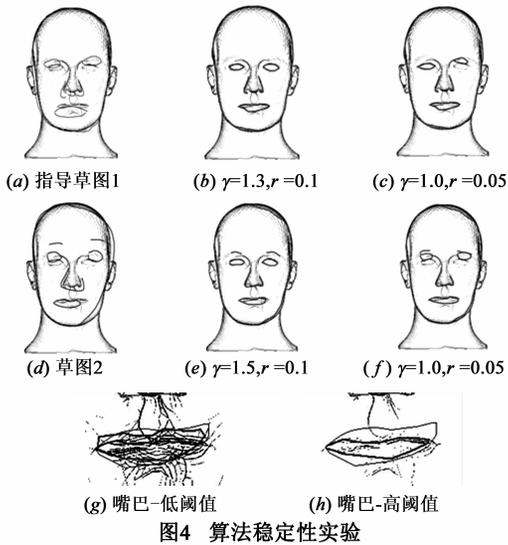


图4 算法稳定性实验

本文还对给定草图相对同类型不同三维模型的稳定性进行了实验,如图 5 所示,图 5(a)~5(c)分别为将左侧草图应用于不同细节特征与网格质量人脸模型所得结果,其提取结果均表现为风格相近的线绘图.该实验结果表明本文方法能够在模型特征线提取过程中保持草图绘制特性.

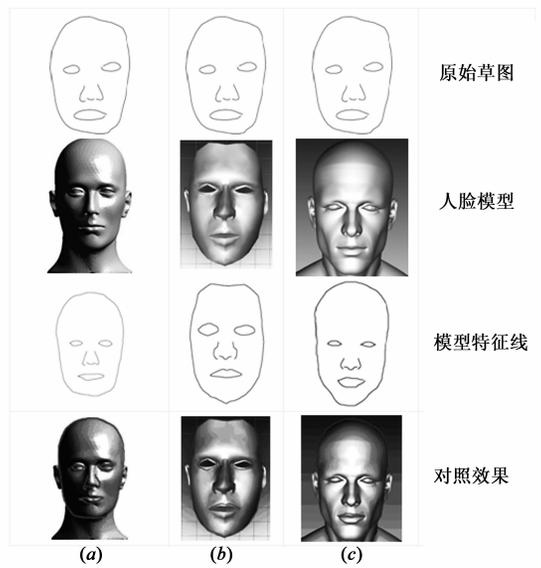


图5 草图绘制特性的保持

(3)与传统算法的比较实验:图 6 与图 7 所示为特征线提取结果比较,其中图 6 的模型网格曲面各区域平滑程度有较大差异(腹部与其余部分),图 7 模型表面存在若干不规则的网格结构,这两类模型使用传统线绘制方法均难以设定阈值以得到理想结果,如图 6(e)~(g)所示腹部特征线与胸口特征线(由 Princeton 的 RTSC 方法提取)难以保持同等细节程度,而图 7(e)~(g)所示内部若干关键特征线则难以与冗余特征线相区分.该实验结果表明,对网格表面形状特征混杂或网格质量较差的模型,本文方法能得到合理的提取结果,如图 6(c)与图 7(c)所示.

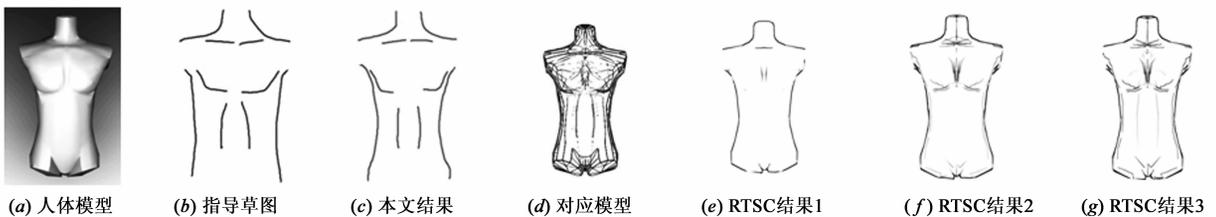


图6 模型特征线提取结果比较1



图7 模型特征线提取结果比较2

本文对特征线提取算法进行了统计,并采用覆盖率 PR 曲线对统计结果进行了定量分析^[6],其中精度 P (precision)和召回率 R (recall)分别定义为:

$$P = N_{\text{near}}/N_{\text{all}}, R = M_{\text{near}}/M_{\text{all}} \quad (9)$$

其中, N_{near} 为结果特征线中在草图笔画附近(若两像素间距在 5 个像素以内,则定义其互为附近点)的点数, N_{all} 表示结果特征线所有点数, M_{near} 表示草图中位于结果特征线附近的点数, M_{all} 表示草图全部采样点数,统

计模型库包括了 Princeton benchmark 中的 16 类模型(包括人体、人脸、动物等).将提取结果与 RTSC 方法比较,得到如图 8 所示的覆盖率 PR 曲线图:

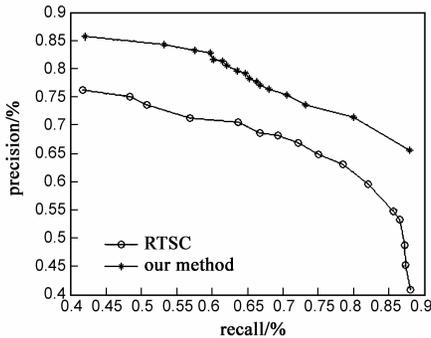


图8 覆盖率PR曲线图

该实验结果表明本文方法精度高于传统方法(RTSC),所提取的特征线与草图差异较小,能在结果中更好地体现用户意图;而在召回率变化时本文方法的精度能够稳定在较小范围,也说明其在表现用户意图方面具有稳定性.

4 结论

本文提出了一种在用户绘制草图指导下的三维模型特征线提取方法.该方法针对模型特征线提取过程中的用户意图捕捉问题,通过建立了笔画与特征线匹配的多特征条件随机场模型将形状相似性特征与模型几何特征进行结合,使所提取的模型特征线在表现三维模型形状特性的基础上也能有效体现用户意图;同时,本文提出了一种基于结构相似性的模型特征线度量机制,并采用基于区域迁移的迭代匹配方法得到全局最优模型特征线,能够减少候选特征点的搜索空间以降低匹配算法的复杂度.实验结果表明:本文提出的方法能有效获取与指导草图对应的模型线绘图,与传统线绘制方法相比对表面特征较不明显或网格质量较差的三维模型具有较好的适应性.进一步的研究方向主要有两个方面:一方面,本文方法中所使用的参数(包括各特征函数的权重及 Canny 边缘提取算子的阈值)均为经验值,对不同对象类型的三维模型难以达到最好效果,利用 CRF 模型能够自动学习得到更合理的参数阈值,使所提取的特征线结果更准确并能够满足用户适应性的要求;另一方面,本文方法采用图像空间特征表示模型几何特征,虽然简化了匹配过程但是其提取结果受限于图像分辨率,若进一步将该方法推广到对象空间特征,能够对三维曲面提取更多形状特征,以使本文方法能够处理更多类型特征线的提取;此外,使用对象空间特征也能够实现诸如特征线的风格化渲染等操作^[17].

参考文献

- [1] Hertzmann A. Non-photorealistic rendering and the science of art[A]. Proceedings of the 8th International Symposium on Non-Photorealistic Animation and Rendering[C]. New York, USA: ACM, 2010. 147 – 157.
- [2] Catalano C E, Mortara M, et al. Semantics and 3D media: Current issues and perspectives[J]. Computers & Graphics, 2011, 35(4): 869 – 877.
- [3] Hertzmann A. Introduction to 3D non-photorealistic rendering: Silhouettes and outlines[A]. Non-Photorealistic Rendering, SIGGRAPH Course Notes[C]. New York, USA: ACM, 1999. 15 – 29.
- [4] DeCarlo D, Finkelstein A, et al. Suggestive contours for conveying shape[J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 848 – 855.
- [5] Interrante V, Fuchs H, et al. Enhancing transparent skin surfaces with ridge and valley lines[A]. Proceedings of the 6th Conference on Visualization'95[C]. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1995. 52 – 59.
- [6] Cole F, Golovinskiy A, et al. Where do people draw lines[J]. ACM Trans Graph, 2008, 27(3): 88:1 – 88:11.
- [7] Kalogerakis E, Nowrouzezahrai D, et al. Learning hatching for pen-and-ink illustration of surfaces[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 31(1): 1:1 – 1:17.
- [8] Lum E B, Ma K L. Expressive line selection by example[J]. The Visual Computer, 2005, 21(8 – 10): 811 – 820.
- [9] Olsen L, Samavati F F, et al. Sketch-based modeling: A survey[J]. Computers & Graphics, 2009, 33(1): 85 – 103.
- [10] 申世群, 刘大有, 王生生, 等. 基于草图的空间数据检索研究[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1819 – 1824. SHEN Shi-qun, LIU Da-you, WANG Sheng-sheng, et al. Research on spatial data retrieval based on sketch[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1819 – 1824. (in Chinese)
- [11] Chen M, Sheng F Q, et al. A sketch-based approach to human body modeling[J]. Computers & Graphics, 2009, 33(4): 521 – 541.
- [12] 章菲倩, 孙正兴, 张尧焯, 宋沫飞. 采用单笔画草绘的三维模型编辑方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2010, 22(9): 1522 – 1528. ZHANG Fei-qian, SUN Zheng-xing, ZHANG Yao-ye, SONG Mo-fei. A method of 3D model modification using freehand sketch with single stroke[J]. Journal of Computer – Aided Design & Computer Graphics, 2010, 22(9): 1522 – 1528. (in Chinese)
- [13] Kraevoy V, Sheffer A, et al. Modeling from contour drawings[A]. Proceedings of the 6th Eurographics Symposium on Sketch-Based Interfaces and Modeling[C]. New York, USA: ACM, 2009. 37 – 44.

- [14] Judd T, Durand F, et al. Apparent ridges for line drawing[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 19:1 – 19:7.
- [15] Saito T, Takahashi T. Comprehensible rendering of 3D shapes [J]. SIGGRAPH Comput Graph, 1990, 24(4): 197 – 206.
- [16] Lee Y, Markosian L, et al. Line drawings via abstracted shading[J]. ACM Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 18:1 – 18:6.
- [17] Kalogerakis E, Nowrouzezahrai D, et al. Data-driven curvature for real-time line drawing of dynamic scenes[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(1): 1 – 13.
- [18] Lafferty J, McCallum A, et al. Conditional random fields: Probabilistic models for segmenting and labeling sequence data[A]. Proceedings of the Eighteenth International Conference on Machine Learning[C]. Williamstown, MA, USA: Morgan Kaufmann, 2001. 282 – 289.
- [19] Ramos F, Fox D, et al. CRF-matching: Conditional random fields for feature-based scan matching[A]. Proc. of Robotics: Science and Systems[C]. Cambridge, Massachusetts: MIT Press, 2007. 201 – 208.
- [20] Canny J. A computational approach to edge detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679 – 698.
- [21] Murphy K, Weiss Y, et al. Loopy belief propagation for approximate inference: An empirical study[A]. Proceedings of the Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence[C]. Stockholm, Sweden: Morgan /Kaufmann, 1999. 467 – 475.
- [22] Veltkamp R C, Hagedoorn M. State-of-the-art in Shape Matching[M]. London, UK: Springer-Verlag, 1999. 87 – 119.

作者简介



张尧焜 男, 1983 年 11 月出生于江苏省江阴市. 现为南京大学计算机科学与技术系博士研究生, 主要研究领域为智能人机交互与计算机图形学.

E-mail: flavor2@163.com



孙正兴(通讯作者) 男, 1964 年出生, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为多媒体计算, 计算机视觉和智能人机交互.

E-mail: szx@nju.edu.cn