

交互标记跟踪的三维动态数据对齐

潘翔 林俊勉 王学成 刘志 周小龙

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

摘要 针对三维动态数据特征点匹配所导致的错误对齐问题,采用交互标记和运动跟踪来提高特征点匹配的可靠性和稳定性。首先,对三维动态数据特定帧交互标定特征点;然后,通过运动跟踪和最优预测窗口得到标定特征点在其他帧上的位置;最后,以跟踪匹配的特征点为约束条件来构造等距二分图,得到三维动态数据紧密对齐结果。实验结果表明,所提算法的对齐准确率高于已有算法。

关键词 三维模型对齐,特征点传递,交互标记,测地距离,最优预测窗口

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.10.055

Marking Points Tracking for 3D Dynamic Data Correspondence

PAN Xiang LIN Jun-mian WANG Xue-cheng LIU Zhi ZHOU Xiao-long

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

Abstract Aiming at that 3D animation feature point matching causes wrong correspondence, this paper proposed interactive mark and motion tracking to improve the reliability and stability of feature point matching. Firstly, the algorithm marks the point on some specified frames. Then, it gets the positions on other frames through motion tracking and optimal prediction window. Finally, the tracking points are used to build isometric bipartite graph for final correspondence. In experiment, the algorithm can get better alignment accuracy than existing algorithms.

Keywords 3D correspondence, Feature point transfer, Interactive mark, Geodesic distance, Optimal prediction window

在计算机视觉和计算机图形学研究领域中一个亟需解决的问题是三维动态数据非刚性对齐。三维扫描技术在硬件上取得了飞速发展,扫描结果不再局限于从不同视点得到的三维静态数据,已扩展到生成运动对象的三维数据序列。因此,如何有效地对齐不同运动状态下的三维模型已经成为当前研究的一大热点^[1-2]。

近年来,研究人员已经针对三维数据非刚性对齐做了很多深入研究,提出了很多算法。已有研究主要分为两部分:1)如何构造锚点匹配结果;2)如何通过非刚性变化下的距离度量不变性构造对齐理论。因此,锚点匹配的准确性很大程度上决定了对齐算法的可靠性和稳定性。对于锚点匹配,最典型的无疑是 SIFT 特征点匹配技术。Smeets 等人扩展了图像空间的 SIFT 特征点匹配技术,使之能够适用于三维模型表面的特征点提取和匹配^[3]。但是对于三维动态数据,运动会导致局部特征发生变化,因此采用 SIFT 特征很难产生稳定且可靠的匹配对。Sahillioglu 等人考虑测地距离在姿态变化下的稳定性,采用谱变换得到初始化匹配结果。但是定义在全局变化下的谱变换对三维动态数据的遮挡问题非常敏感。置信度投票联合算法(Rank-And-Vote-And-Combine,

RAVAC)采用测地环提取特征点,然后根据特征点之间的测地距离进行最优搜索,从而得到最优匹配^[5]。但是实验分析表明,由于测地距离的不唯一性,这种方法存在明显的误匹配问题。而对于对齐理论,近年来已有较多的研究,主要理论包括多维尺度变换、保角变换和热核映射。Bronstein 等人^[6]提出的多维尺度变换对齐框架主要用于计算从一个三维数据到另外一个三维数据所需要的最小形变误差。Alhashim 等人^[7]对变形对齐作了改进,提出了 GeoTopo 模型,其主要思想是在分割基础上进行对齐优化。朱新懿等^[8]采用局部对称长度度量三维模型的局部对称性,最后通过最大局部对称长度比确立最终姿态。近年来,在采用函数映射关系构造对齐理论方面又出现了很多改进工作,包括 Kovnatsky 等人^[9]提出的矩阵完成理论,Rodola 等人^[10]提出的局部映射理论。类似地,稀疏编码也可以应用于对齐^[11-12]。Sipiran 等人^[13]针对层次结构模型的对齐问题进行了深入研究,采用分解树进一步提高对齐准确率。

本文针对已有对齐方法采用特征点匹配所导致的错误匹配问题,根据三维动态数据时空一致性构造特征点跟踪和匹配模型。算法首先根据预测模型对序列帧的特征点进行传

到稿日期:2016-09-12 返修日期:2016-11-10 本文受国家自然科学基金(61403342),浙江省自然科学基金(LY15F020024),浙江省文物局项目(2014014)资助。

潘翔(1977-),男,博士,教授,博士生导师,CCF会员,主要研究方向为计算机图形学、图像处理,E-mail:panx@zjut.edu.cn;林俊勉(1992-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、图像处理;王学成(1990-),男,硕士生,主要研究方向为计算机图形学、图像处理;刘志(1969-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算机图形学、图像处理;周小龙(1986-),男,副教授,CCF会员,主要研究方向为计算机视觉、模式识别。

递;然后通过最优预测窗口和运动跟踪得到特征点匹配结果;最后根据特征点匹配结果和测地距离定义等距二分图,通过最大二分图约束求解得到三维动态数据的对齐结果。实验分析表明,针对不同的动态序列模型,该算法能得到稳定的对齐结果,并且优于已有算法。

1 问题描述和定义

算法首先对关键帧进行人工标定特征点,用特征传递跟踪算法得到序列模型的特征跟踪点;然后以特征点跟踪结果和测地距离为约束条件构造等距二分图;最后用等距二分图紧密对齐算法得到最优对齐结果。图1给出了本文算法的可视化流程。

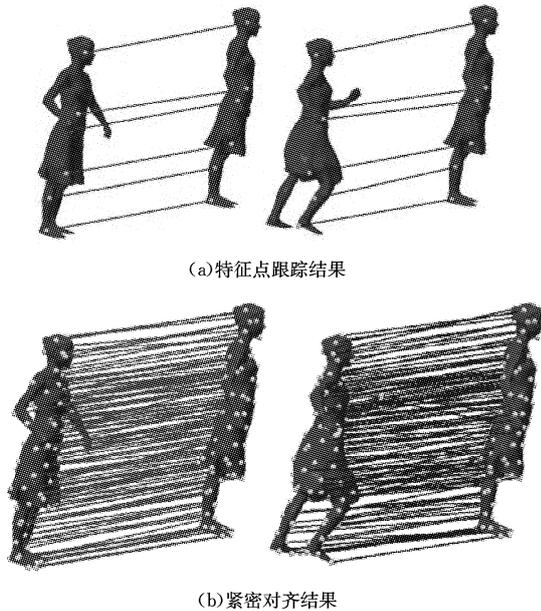


图1 算法的整体流程

2 特征传递

对于三维动态序列模型的跟踪对齐,主要利用三维数据帧特征点在时空上具有连续性的特点,通过运动跟踪得到的特征点匹配结果有很好的稳定性和可靠性。算法首先在三维模型序列首帧中人工标定5~8个特征点作为特征跟踪的起始点。为了使特征点匹配结果能够约束紧密对齐,在交互定义上,首先在表面进行均匀采样,得到采样点的分布,然后用户选择其中在不同帧上稳定出现的特征点进行标记。另外,为了保证用户约束起到全局约束作用,用户选择的特征点需要分布在不同的位置。

图2给出了运动序列模型的首帧特征点标定结果。

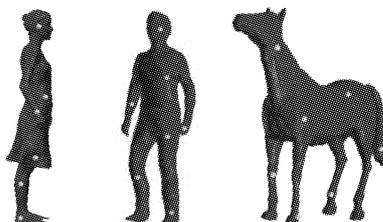


图2 用户标定结果

算法建立特征点跟踪预测模型,根据前一帧特征点的位

置和运动矢量,结合运动的连续性,预测下一帧特征点的位置。定义第*i*帧对应特征点的位置的预测模型为:

$$P_{i+1}(x, y) = W_p P_i(x, y) + (1 - W_p) * (V_i T + P_i(x, y))$$

其中, V_i 表示第*i*帧特征点的速度矢量, T 表示帧间的时间间隔, W_p 表示第*i*帧特征点位置的加权系数, $P_i(x, y)$ 表示第*i*帧特征的位置向量。基于上述特征预测模型,即可根据前一帧模型的特征点预测得到下一帧模型的特征点,体现出了运动的连续性,并且保证了特征点跟踪结果具有很好的可靠性和稳定性。根据第*i*帧的跟踪结果、特征点大小以及预测的第*i*+1帧特征点的位置,建立第*i*+1帧对应特征点的搜索窗口 W 。搜索窗口是建立在预测特征点上且以预测特征点为中心而建立的包围盒窗口,窗口内为候选的特征点。根据预测模型得到预测特征点的空间位置,以阈值为条件进行包围盒范围大小的限定,在包围盒内得到与标定点有一定相似性的特征点,这些特征点将作为标定点的候选特征点,并进一步由检测算法得到最终的特征跟踪点。包围盒区域定义为:

$$\begin{cases} T = \{T_i | gd(T', T_i) \leq \delta\}, & 0 < i \leq M \\ M = V \{gd(T'', T_j) \leq 0.34 \sqrt{A/\pi}\}, & 0 < j \leq N \end{cases}$$

其中, $gd(\cdot)$ 代表两个采样点之间的测地距离, N 为模型表面的所有顶点, A 为三维模型的表面积, $V(\cdot)$ 为满足条件的点的集合。对于包围盒内点的确定,需要计算模型表面的点是否在包围盒内,而计算模型表面上所有的点将增加算法的时间和空间复杂度,公式通过选择一定的有效区域,极大地降低了计算的复杂度,提高了性能。由上述定义得到包围盒内满足条件的候选特征点集合 T ,这些特征点将作为用户标定点的相似点,并进一步通过检测算法进行筛选确定。实验中阈值 δ 如果取值偏大,包围盒的范围将扩大,会得到很多的候选点,也会增加一些无用的候选特征点,从而将降低运行的效率,增加运行的复杂度,有些情况下还会产生错误的搜索窗口,比如特征点的位置在人模型的手上,同时将会导致搜索窗口包围人模型手部和腹部附近的区域,进而产生错误的候选特征点。阈值如果偏小,产生的搜索窗口会变小,包围的候选特征点不足,不利于得到最优的候选特征点,对后续的跟踪对齐也会产生影响。经过实验分析得到,阈值取0.2~0.5时将会得到5~8个候选点,有利于后续的检测,实验中阈值取0.3。如图3所示,由特征点预测模型和包围盒窗口计算得到的候选特征点在视觉上符合跟踪点的位置,因此算法能够在有效的候选特征点中选择最终的跟踪特征点。

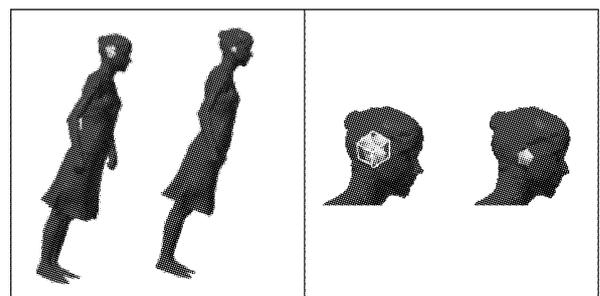


图3 预测特征点的包围盒窗口

在由搜索窗口得到的候选特征点中,需要通过搜索检测算法得到模型的最终运动特征跟踪点。定义两个特征点在 xy 平面的特征相似度为 θ_{xy} ,在 xz 平面的特征相似度为 θ_{xz} ,

在 yz 平面的特征相似度为 θ_{yz} 。特征相似度越小,表明两特征点在对应平面上越相似。搜索检测算法利用平面特征相似度进行搜索,得到模型的特征跟踪点。首先依次遍历搜索窗口内的候选特征点,并将候选特征点 T_i ($0 < i \leq N$) 与对应的标定点 S 依次进行各个平面的相似度计算,由于搜索窗口内的候选特征点与标定点都极为相似,通过阈值取值方法不能得到理想的效果,因此取平面相似度最接近的点(即取使 $\arg\min(\theta(S, T_i))$ 最小的点)作为最终的特征跟踪点。公式定义如下:

$$\begin{cases} \theta_{xy} = \left| \arctan \frac{T_{iy}}{T_{ix}} - \arctan \frac{S_y}{S_x} \right|, & x \perp y \\ \theta_{xz} = \left| \arctan \frac{T_{iz}}{T_{ix}} - \arctan \frac{S_z}{S_x} \right|, & x \perp z \\ \theta_{yz} = \left| \arctan \frac{T_{iz}}{T_{iy}} - \arctan \frac{S_z}{S_y} \right|, & y \perp z \\ \theta(S, T_i) = \theta_{xy} + \theta_{xz} + \theta_{yz}, & 0 < i \leq N \end{cases}$$

其中, N 为标定的特征点数量。由上述搜索检测算法计算得到模型每一帧的最终跟踪点,图 4 给出了模型的特征点跟踪结果。由图 4 可以看出,对于不同类型的模型,在运动过程中得到的跟踪结果比较理想,基本上都能跟踪得到预先标定的特征点,并且保证了特征跟踪结果的稳定性和可靠性。对于刚性物体和非刚性物体的变化,都能得到很好的跟踪结果,图 4(a)和图 4(b)给出了跳舞女孩和踢腿动作的序列模型,在运动过程中姿态各异,也存在部分数据遮挡失真的情况,算法能够得到很好的追踪特征点。图 4(c)给出了鹿模型物体的非刚性变化,在序列模型的尾帧,模型失真严重,几乎完全失去了原有模型结构信息,但该算法依然能够得到较好的跟踪结果。



图 4 特征点跟踪和匹配结果

3 紧密对齐

3.1 模型采样

将上节得到的运动跟踪点作为运动模型的稀疏匹配点,

用紧密对齐算法得到最终的运动跟踪结果。首先对模型表面进行基点采样得到匹配点集合;然后以跟踪结果为约束条件定义二分图。设 $r^{(k)}$ 为第 k 层扩展半径, $k=0, 1, 2, \dots, N_p$, N_p 控制采样密度; $S_s^{(k)}$ 为在层次 k 采样得到的顶点集合。采样过程逐层展开,即下一层是对本层次的扩展,因此 $S_s^{(k)} \subset S_s^{(k+1)}$ 。图 5 给出了从第 $k-1$ 层到第 k 层的取样过程,第 $k-1$ 层的采样顶点用实心矩形表示,第 k 层用实心圆点表示,具体的算法流程如下。

- Step1 从 S_p 中选取第一个顶点表示为 $s_{d,i}$,并将其作为基点放入集合 $S_s^{(k-1)}$ 内,同时计算该点与其他顶点的测地距离。
- Step2 标记任意一个满足 $gd(p_i, s_{d,i}) < r^{(k-1)}$ 的顶点 p_i ,这些顶点应该聚集在以基点 $s_{d,i}$ 为中心的圆形区域 $S_s^{(k-1)}$ 内。
- Step3 剔除被标记的顶点。若 $S_p = \emptyset$,第 $k-1$ 层的基点选取结束,跳转至 Step4;否则,重新执行 Step1。
- Step4 执行 $S_p = S_s^{(k-1)} - S_p$ 。若 $s_p = \emptyset$ 或 $k > N_p$,采样结束;否则执行 Step1。

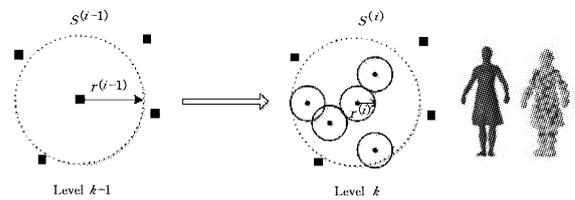


图 5 模型特征点采样和结果图

3.2 求解约束二分图

进行模型基点采样后,得到两个模型的待匹配基准点,模型的紧密匹配就是基准点之间的匹配。根据特征跟踪点的结果及获取到的基准点,通过求解二分图得到模型的最终对齐结果。模型之间最优匹配度量的公式如下:

$$E(v_i, \epsilon(v_i)) = \sum_{i=1}^N |g(v_{i,n}, v_i) - g(v_{i,n}, \epsilon(v_i))|$$

该式考虑了采样点到模型特征跟踪点的误差值, $(v_{i,n}, v_{i,n})$ 代表所得到的特征跟踪点集合, $n=1, 2, \dots, N$; $g(\cdot)$ 代表两个采样点之间的测地距离。二分图的权重边 q_{ij} 是 v_i 和 $\epsilon(v_i)$ 两个顶点的权重,定义为 $q_{ij} = \eta - E(v_i, \epsilon(v_i))$,因此将求解模型对齐的问题转换为求解最大化值的问题。

$$\zeta = \arg \max(\eta - E(v_i, \epsilon(v_i)))$$

其中, η 为常量,用于将欧氏距离转化为相似度。由此便将原匹配问题转换为二分图的最大权匹配问题,采用 Kuhn-Munkres 算法解决最大权匹配问题,得到一一对应的特征匹配点,形成最终的紧密对齐结果^[14]。

4 实验结果与分析

为了验证算法的有效性,对该算法进行实验比较分析。本文的实验数据主要是三维动态数据,由于是对动态的连续帧模型进行跟踪对齐,因此本文对多视图立体重构数据进行实验分析。在实验对比算法方面,选择谱变换对齐算法^[16](用 EM 表示)、极值点对齐算法^[17](用 RAVAC 表示)两种。在实验部分,对实验数据和对齐质量量化评价指标进行说明,并给出算法对齐质量和算法局限性两方面的比较分析结果。

4.1 对齐质量评价指标

对于两个三维模型的任意一个对齐结果 $\xi: S \rightarrow T$,其等距误差可以定义为:

$$D_{iso}(\xi) = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |g(s_i, s_j) - g(\varphi(s_i), \varphi(s_j))|$$

其中, $\varphi(s_i)$ 代表 s_i 在目标数据上的对应点。显然,对于完全等距的两个三维模型,其对齐结果的等距误差应该为 0;对齐质量越差,计算得到的误差就越大。因此,平均测地距离能够有效地反映出对齐质量。

4.2 与已有算法比较

算法测试数据采用多视图重建数据,主要包括行走的人、动态变化的马、跑步者和跳舞女孩。由实验结果可知,本文算法在序列帧模型上能够得到较好的对齐结果。图 6 给出了序列模型变化时不同算法得到的对齐结果。

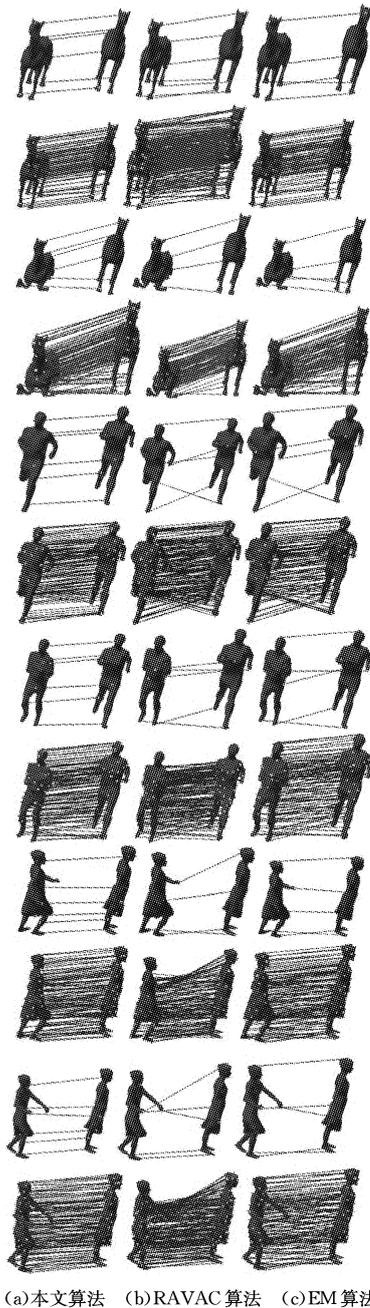


图 6 对齐结果比较

由图 6 可知,本文算法在时序模型的运动跟踪和紧密对齐上有很好的稳定性和可靠性,尽管模型的运动姿态发生了很大的变化,但是算法都能得到高可靠的跟踪点和正确的紧密匹配结果。EM 算法通过测地距离构造仿射变换,然后采用主成分分析方法完成初始化匹配,导致初始化匹配错误,出现了对称性问题。RAVAC 算法尽管考虑到了测地变换的稳

定性,直接在欧氏空间中采用置信度投票联合方法来提高组合搜索的准确性,但是由于两个模型在测地空间中的等距性,因此它也无法有效地得到正确的锚点匹配,同样会出现严重的对称性问题。在这种情况下,前面两种算法产生了明显的误对齐问题,但是本文算法利用运动传递这一特性,依靠序列帧模型特征点在空间上的连续性以及特征点的位置会严格受到制约,很好地解决了模型对齐存在的对称性问题,因此本算法不会产生错误的对称对齐结果,即使在低质量重建数据下仍然具有非常高的匹配准确率,保证了后续等距映射的可靠性和正确性。

4.3 等距误差比较

为了进一步验证算法的通用性和有效性,对算法量化误差进行分析比较,不同算法的等距误差如表 1 所列。由表 1 可知,本文算法的等距误差明显小于其他两种算法,从而进一步验证了算法的有效性。RAVAC 算法和 EM 算法都存在明显的错误对齐问题,特别是对称性问题,因此得到的等距误差较大,表明这种算法在模型的类型上仍然具有很大的局限性,会导致很多错误匹配,会出现更多的对称性问题。因此 RAVAC 算法所采用的置信投票准则无法解决错误匹配问题。另外一方面,EM 算法在谱空间中构造初始化匹配,由于对称模型的特殊性,因此其也存在初始化对称性问题,而本文算法采用跟踪特征点作为特征约束,考虑到了动态序列三维数据中模型特征点在整个过程的传递性,以跟踪特征点为核心,保证了特征点的有效性和鲁棒性,极大地提高了对齐效果。

表 1 $D_{iso}(\zeta)$ 的比较

模型类别	本文算法	RAVAC 算法	EM 算法
Kicker	0.244421	0.710925	0.297355
Horse	0.042666	0.637282	0.215238
Samba	0.087937	0.318659	0.131775
Victoria	0.075156	0.575138	0.144788
Centaur	0.173870	0.417846	0.187635

4.4 算法的局限性

本文采用速度矢量来预测特征点在下一帧的位置,得到目标点的包围盒。若采样的数据帧足够多,则能够保证运动的连续性,算法就能得到比较好的实验结果。但是对于三维运动数据,如果采样过程中产生比较明显的跳帧,运动姿态将发生明显变化,从而将导致特征点传递失败。图 7 给出了人体运动产生突变后所得到的特征传递结果。由图 7 可知,算法产生了明显的错误映射。

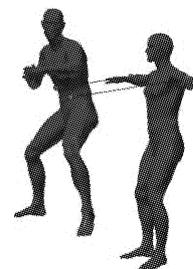


图 7 运动突变所导致的错误特征映射

结束语 等距映射已经被广泛应用于三维数据的非刚性对齐,但是已有研究难以解决数据缺损丢失的局部数据对齐问题。为此,本文提出了关键帧约束的运动跟踪对齐新算法。不同于已有研究直接采用等距映射去搜索匹配点,关键帧约束算法首先采用人工交互对序列帧模型进行关键帧的特征点

标定,利用特征传递的特性,构建模型的稀疏匹配点,避免了测地距离二义性所导致的错误匹配问题;然后通过稀疏匹配点对模型进行采样,形成用于匹配的特征点集合;最后通过二分图最小匹配理论得到最优对齐结果。实验对比分析表明,该算法能够解决不同姿态下的三维动态数据对齐问题以及对齐算法中经典的对称性问题,并且该算法优于已有算法。

目前,本研究只适用于连续的三维动态数据对齐问题,在解决不连续的三维动态数据对齐问题时还存在局限性。未来将考虑插值算法,在姿态较大的三维动态数据帧之间建立虚拟的数据和更加稳定的预测跟踪模型,以保证特征点跟踪的正确性和可靠性,解决动态数据部分缺失所导致的不可靠匹配问题。

参 考 文 献

- [1] TAM G K, CHENG Z Q, LAI Y K, et al. Registration of 3D point clouds and meshes; a survey from rigid to nonrigid[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(7): 1199-1217.
- [2] VAN K O, ZHANG H, HAMERNEH G, et al. A survey on shape correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2011, 30(6): 1681-1707.
- [3] SMEETS D, KEUSTERMANS J, VANDERMEULEN D, et al. meshSIFT: Local surface features for 3D face recognition under expression variations and partial data[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(2): 158-169.
- [4] SAHILLIOGLU Y, YEMEZ Y. Minimum-distortion isometric shape correspondence using EM algorithm[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(11): 2203-2215.
- [5] SAHILLIOGLU Y, YEMEZ Y. Partial 3-D correspondence from shape extremities[J]. Computer Graphics Forum, 2014, 33(6): 63-76.
- [6] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, KIMMEL R. Generalized multidimensional scaling: a framework for isometry-invariant partial surface matching [J]. National Academy of Sciences, 2006, 103(5): 1168-1172.
- [7] ALHASHIM I, XU K, ZHUANG Y, et al. Deformation-driven topology-varying 3D shape correspondence [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2015, 34(6): 236.
- [8] ZHU X Y, GENG G H. 3D Model's Alignment Approach Combining Partial Symmetry [J]. Computer Science, 2015, 2(2): 277-279. (in Chinese)
朱新懿, 耿国华. 一种结合局部对称的三维模型对齐方法 [J]. 计算机科学, 2015, 42(2): 277-279.
- [9] KOVNATSKY A, BRONSTEIN M M, BRESSON X, et al. Functional correspondence by matrix completion [C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2015: 905-914.
- [10] RODOLA E, COSMO L, BRONSTEIN M M, et al. Partial Functional Correspondence [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(1): 222-236.
- [11] POKRASS J, et al. Sparse Modeling of Intrinsic Correspondences [J]. Computer Graphics Forum, 2012, 32(2): 459-468.
- [12] COSMO L, RODOLÁ E, ALBARELLI A, et al. Consistent Partial Matching of Shape Collections via Sparse Modeling [J]. Computer Graphics Forum, 2017, 36(1): 209-221.
- [13] SIPIRAN I, BUSTOS B. A Fully Hierarchical Approach for Finding Correspondences in Non-rigid Shapes [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 817-824.
- [14] PENG Y X, NGO C W, XIAO J G. An approach for shot retrieval by optimal matching in the bipartite graph [J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(7): 1135-1139. (in Chinese)
彭宇新, NGO C W, 肖建国. 一种基于二分图最优匹配的镜头检索方法 [J]. 电子学报, 2004, 32(7): 1135-1139.
- [15] SHI Y Y. Rice nutrition diagnosis and modeling based on digital image [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2010. (in Chinese)
石媛媛. 基于数字图像的水稻氮磷钾营养诊断与建模研究 [D]. 杭州: 浙江大学, 2010.
- [16] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textual features for image classification [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [17] YAN H, LU J, ZHOU X, et al. Multi-feature multi-manifold learning for single-sample face recognition [J]. Neurocomputing, 2014, 143(16): 134-143.
- [18] RAHMANI H, HUYHN D Q, MAHMOOD A, et al. Discriminative human action classification using locality-constrained linear coding [J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 72: 62-71.
- [19] WANG J, YANG J, YU K, et al. Locality constrained linear coding for image classification [C] // Proceeding of 2010 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2010: 3360-3367.
- [20] and Gaussian Regression Model [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(11): 2730-2736. (in Chinese)
赵雪梅, 李玉, 赵泉华. 结合高斯回归模型和隐马尔可夫随机场的模糊聚类图像分割 [J]. 电子信息学报, 2014, 36(11): 2730-2736.
- [23] GAO S B, ZHOU J B, YAN Y Y. A new superpixel based spectral clustering for image segmentation [J]. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2013, 49(2): 169-174. (in Chinese)
高尚兵, 周静波, 严云洋. 一种新的基于超像素的谱聚类图像分割算法 [J]. 南京大学学报(自然科学版), 2013, 49(2): 169-174.
- [24] WU Y L, ZHAO L, JIANG H Y, et al. Image segmentation method for green crops using improved mean shift [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(24): 161-167. (in Chinese)
伍艳莲, 赵力, 姜海燕, 等. 基于改进均值漂移算法的绿色作物图像分割方法 [J]. 农业工程学报, 2014, 30(24): 161-167.

(上接第 306 页)