

基于梯度方向直方图的热核特征提取方法*

曾 慧, 李斯琦, 汪慧娟, 刘冀伟
(北京科技大学自动化学院 北京 100083)

摘要:提出了一种适用于描述非刚性三维模型局部表面结构的特征提取方法,即基于梯度方向直方图的热核特征(HOG-HKS)提取方法。该方法首先提取具有等距不变性的三维点热核信号,可以使后续提取的特征向量具有等距不变性和较好的稳定性;然后对热核信号的对数差分进行梯度方向直方图统计,可以使构造出的特征向量对三维模型的尺度变化具有一定的不变性。该特征在一定程度上解决了HKS特征不具有尺度不变性,SI-HKS特征虽然具有尺度不变性但是需要将热核信号转换到频域进行描述会丢失一部分有效描述信息的问题。实验结果表明,与HKS特征和SI-HKS特征相比,HOG-HKS特征具有更好的检索效果。

关键词:非刚性三维模型;三维模型检索;热核特征;具有尺度不变性的热核特征;基于梯度方向直方图的热核特征

中图分类号: TP391.4 TH164 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2040 520.61

Extraction method of histogram of oriented gradient based heat kernel signatures

Zeng Hui, Li Siqi, Wang Huijuan, Liu Jiwei

(School of Automation and Electrical Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: In this paper, a feature extraction method suitable for describing local surface structure of the non-rigid 3D model is proposed, which is called histogram of oriented gradient based heat kernel signature (HOG-HKS) extraction method. The method firstly extracts the heat kernel signature of the 3D point with isometric invariance, which makes the following extracted feature vector have isometric invariant characteristic and good stability. Then, the logarithm difference of the heat kernel signature is computed and its histogram of oriented gradient is computed, which can make the constructed feature vector have certain scale invariance to the scale variation of 3D model. The proposed feature in a certain extent solves the problems that the HKS feature does not have scale invariance, and the SI-HKS feature has scale invariance though, it requires transforming the heat kernel signature into frequency domain for description, which will lose part of the effective description information. Extensive experiment results show that the HOG-HKS feature has better retrieval performance compared with the HKS feature and SI-HKS feature.

Keywords: non-rigid 3D model; 3D model retrieval; heat kernel signature (HKS); scale invariant heat kernel signature (SI-HKS); histogram of oriented gradient based heat kernel signature (HOG-HKS)

1 引言

随着计算机技术和多媒体技术的发展,三维模型在许多领域扮演着越来越重要的角色,已被广泛应用于生物特征识别、虚拟现实、医学诊断、智能机器人等领域。由于三维模型的数量在近些年呈爆炸式增长,因此三维

模型检索成为对海量三维模型进行有效管理和分析亟待解决的关键技术之一^[1-4]。三维模型可分为刚性模型和非刚性模型两大类。由于非刚性三维物体广泛存在于实际世界和虚拟世界中,同一类非刚性三维模型之间除了存在平移、旋转、尺度变换之外还存在非刚性形变,因此非刚性三维模型检索具有更高的技术难度,面向非刚性三维模型的形状分析与检索近年来受到研究者越来越多

的关注。根据描述方式的不同,已有的非刚性三维模型形状分析与检索方法可分为基于局部特征的方法和基于全局特征的方法^[5]。其中,基于局部特征的方法由于具有无需对三维模型的形态进行规范化处理、对三维模型的遮挡和缺失具有一定的鲁棒性等优点被广泛应用于非刚性三维模型检索系统中。本文将重点讨论面向非刚性三维模型的局部特征提取方法。

相对于刚性三维模型的局部特征提取方法来说,非刚性三维模型的局部特征提取方法不仅仅要求提取的特征具有平移、旋转及尺度变换不变性,还要求其具有等距不变性,这大大增加了特征提取的难度。Smeets D 等人^[6]将二维尺度不变特征转换(scale-invariant feature transform, SIFT)特征描述方法扩展到三维网格空间,提出了基于 MeshSIFT 的三维模型局部特征提取方法。该方法首先通过在尺度空间检测平均曲率的极值点来确定关键点,使用法向量投影加权直方图来确定关键点的主方向;然后使用法向量投影与主方向的夹角和形状索引值构造局部特征,并使用几何距离进行高斯加权;最后将角度作为相似性度量、将最近邻与次近邻之比作为度量标准,寻找匹配的关键点,并将匹配数目作为模型之间的相似性度量标准。Guo Y 等人^[7]提出了一种基于旋转投影统计的三维局部特征提取方法(rotational projection statistics, RoPS)。该方法将三维点云数据通过投影的方式转化为便于分析的二维数据,并采用旋转的方法获得多视角下的一维统计量信息,使局部特征的描述能力和鲁棒性均大大提高。除此之外,常用的三维局部特征提取方法还有:旋转图像(spin image, SI)^[8-9]、三维形状上下文描述(3D shape context, 3DSC)^[10]、局部表面片(local surface patch, LSP)^[11-12]、点特征直方图(point feature histogram, PFH)^[13]、快速点特征直方图(fast point feature histogram, FPFH)^[14]和方向特征直方图(signature histograms of orientations, SHOT)^[15-16]等。上述三维局部特征虽然对三维模型的平移、旋转及尺度变换具有一定的不变性,但是对三维模型的非刚性变化不具有等距不变性。针对非刚性三维模型局部特征描述的要求,Sun J 等人^[17]提出了基于三维模型表面热扩散的热核特征(heat kernel signature, HKS)。HKS 局部特征对三维模型的平移、旋转及等距变换均具有不变性,很好地解决了非刚性三维模型局部特征描述的问题,被广泛地应用于非刚性三维模型形状匹配与检索中^[18-20]。但是,HKS 特征对三维模型的尺度变化比较敏感,即对于具有尺度变化的两个非刚性三维模型,对应三维点的 HKS 特征具有较大的差异。

为了解决这一问题,Bronstein M. M. 等人^[21]在 HKS 特征的基础之上提出了一种具有尺度不变性的热核特征(scale invariant heat kernel signature, SI-HKS)。这种特征

利用傅里叶变换相位模值的平移不变性消除了 HKS 特征对于尺度变化的敏感性。其基本原理是首先通过对扩散时间函数进行对数处理将尺度变化转化为平移变化,然后对热核特征的对数差分进行傅里叶变换,最后利用其相位模值来构造特征。虽然 SI-HKS 特征对于三维模型的尺度变化具有较好的鲁棒性,但是由于其是将信号的时域信息转换到频域来进行处理,在特征的构造过程中仅仅利用了低频信息,不可避免地会有一部分信息损失。鉴于此,本文受图像领域 SIFT 特征构造方法的启发^[22-24],提出了一种直接利用时域信息来构造具有尺度不变性的热核特征提取方法,即基于梯度方向直方图的热核特征(histogram of oriented gradient based heat kernel signature, HOG-HKS)。该方法通过计算热核特征对数差分值的梯度方向直方图来构造局部特征,构造出的特征对于三维模型的尺度变化具有较好地鲁棒性。

2 预备知识

2.1 HKS

对于一个可能带有边界的黎曼流体 M ,热扩散过程可以描述为热传导方程。它描述了在一段时间内特定区域的热分布:

$$\Delta_M u(x, t) = -\frac{\partial u(x, t)}{\partial t} \quad (1)$$

式中: Δ_M 为黎曼流体的半正定 Laplace-Beltrami 算子。如果 M 为带有边界的黎曼流体,这里还要求 u 满足狄利克雷边界条件,即对于流体 M 上所有的点 X 都要满足 $u(x, t) = 0$ 。热传导方程的解 $u(x, t)$ 描述了在时刻 t 表面点 x 处的热量。

对于任何黎曼流体 M ,存在函数 $k_t(x, y)$ 使得:

$$H_t f(x) = \int_M k_t^M(x, y) f(y) dy \quad (2)$$

热核指的便是满足式(2)的最小 $k_t^M(x, y)$ 值,可以看作给定热源 x 在时间 t 时刻从点 x 到点 y 所需要的热量的数量。

在此基础上,Sun J 等人^[17]提出了 HKS 特征:

$$h(x, t) = k_t^M(x, x) \quad (3)$$

对于一般黎曼的流体,热核没有清晰明确的表达式,都是通过计算相应的 Laplace-Beltrami 算子来得到热核的^[25]。在黎曼的黎曼流体上,热核可以表示为:

$$k_t^M(x, y) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\mu_i t} \varphi_i(x) \varphi_i(y) \quad (4)$$

由式(3)和(4)可知,HKS 特征可表示为:

$$h(x, t) = k_t^M(x, x) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\mu_i t} \varphi_i^2(x) \quad (5)$$

式中: $\mu_0, \mu_1, \dots, \mu_n \geq 0$ 是 Laplace-Beltrami 算子的特征值, $\varphi_0, \varphi_1, \dots, \varphi_n$ 为 Laplace-Beltrami 算子的特征向量,满

足 $\Delta_M \varphi_i = \mu_i \varphi_i, t \in R^+$ 是时间参数, x, y 是两个三维点。因此, 计算 HKS 特征可以直接转化为计算 Laplace-Beltrami 算子的特征值和特征向量。已有的研究结果已表明, HKS 特征具有等容等距不变性, 且对非刚性三维模型的非刚性三维形变具有较好的鲁棒性, 能较好地描述与分析具有不同姿态的非刚性三维模型, 但是其对三维

模型的尺度变化比较敏感。图 1(a) 和(b) 所示分别为同一人在不同姿态下对应的具有不同尺度的两组三维模型数据, 其中 p11 和 p21 为对应点, p12 和 p22 为对应点。图 1(c) 所示为这两组对应点的 HKS 特征示意图, 横轴表示扩散时间, 纵轴表示 HKS 特征的取值。从图 1(c) 可以看出, 不同尺度下的三维对应点的 HKS 特征差别较大。

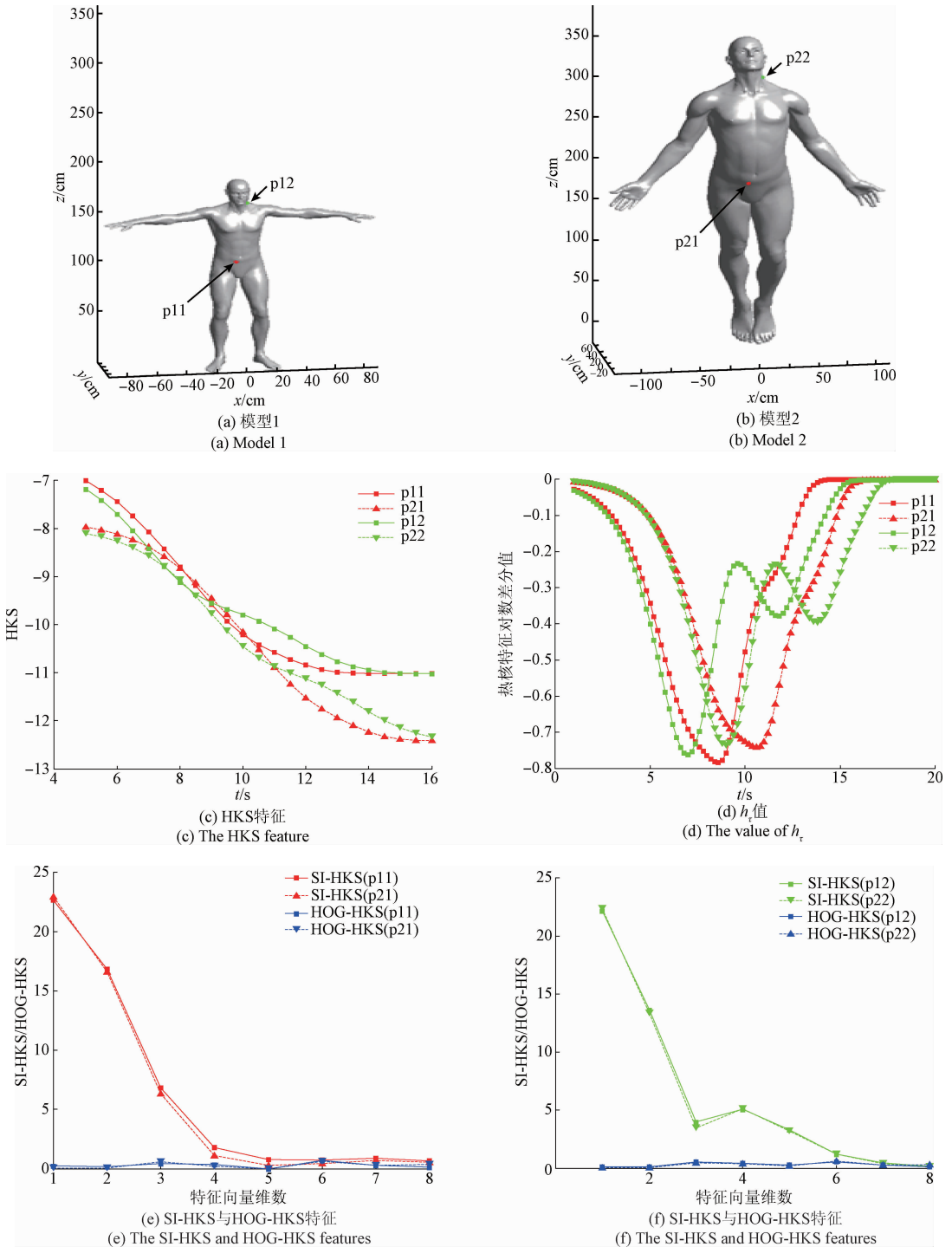


图 1 尺度变化下对应点局部特征的示意图

Fig. 1 The schematic diagram of the local features of corresponding points under scale change

2.2 SI-HKS

针对 HKS 特征对三维模型尺度变化比较敏感的问题, Bronstein M. M. 等人^[21]提出了 SI-HKS。其基本思想是利用信号傅里叶变换的相位模值具有平移不变性的性质来消除 HKS 特征对尺度变化的敏感性。

给定一个三维模型 X , 令其经过尺度缩放变换后的新模型为 $X' = \beta X$, 则形变前后对应 Laplace-Beltrami 算子的特征值和特征向量满足等式 $\mu' = \beta\mu, \varphi' = \beta\varphi$ 。若发生尺度变化前的三维模型 X 的 HKS 特征 $h(x, t)$ 的表示如式(5)所示, 则经过尺度变化后的三维模型 X' 的 HKS 特征可表示为:

$$h'(x, t) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\mu_i t} \varphi_i^2(x) \beta^2 = \beta^2 h(x, \beta^2 t) \quad (6)$$

从式(5)和(6)可以看出, 只要去除 $h'(x, t)$ 对尺度因子 β 的相关性, 就能使特征具有尺度不变性。

首先, 在计算出 HKS 特征的基础上, 对模型中每一个形状点 x , 把扩散时间函数进行对数处理, 用 α^τ 直接替换 t , 得:

$$h_\tau = h(x, \alpha^\tau) \quad (7)$$

引入 $s = 2 \log_{\alpha} \beta$, 可得:

$$h'_\tau = \beta^2 h_{\tau+s} \quad (8)$$

然后, 对式(8)两边分别取对数并求差分, 可得:

$$\dot{h}'_\tau = \dot{h}_{\tau+s} \quad (9)$$

式中: $\dot{h}_\tau = \log h_{\tau+1} - \log h_\tau$ 。从式(9)可以看出, 对于具有尺度变化的两个三维模型的对应点来说, 其对应的 \dot{h}_τ 值仅相差一个平移。如图 1(d)所示, 具有不同尺度的三维模型对应点的 \dot{h}_τ 值近似地相差一个平移。这里是近似而不是严格的相差一个平移是由于在计算过程中扩散时间的采样等离散化操作引起的。

最后, 分别对 \dot{h}_τ 和 \dot{h}'_τ 进行傅里叶变换, 可得:

$$H'(\omega) = H(\omega) e^{2\pi i s \omega} \quad \omega \in [0, 2\pi] \quad (10)$$

式中: $H(\omega)$ 和 $H'(\omega)$ 分别为 \dot{h}_τ 和 \dot{h}'_τ 的傅里叶变换结果的相位。对于式(10)两边分别取模值, 可得到:

$$|H'(\omega)| = |H(\omega)| \quad (11)$$

由式(11)可知, \dot{h}_τ 的傅里叶变换的相位幅值对于三维模型的尺度变化具有不变性。因此, SI-HKS 特征使用 \dot{h}_τ 的傅里叶变换低频分量对应的 $|H(\omega)|$ 值来构造对尺度变化具有不变性的特征描述子。SI-HKS 特征在一定程度上克服了 HKS 算法对于尺度变化敏感的缺点, 对于不同尺度下的三维模型具有较好地检索效率。图 1(e)中的带正方形实线与带正三角虚线为对应点 p11 和 p21 的 SI-HKS 特征示意图, 图 1(f)中的带正方形实线与带正三角虚线对应点 p12 和 p22 的 SI-HKS 特征示意图,

横轴表示特征向量的维数, 纵轴表示 SI-HKS 特征的取值。从图 1(e)和(f)可以看出, 这两组对应点的 SI-HKS 特征比较相似, 但是仍有一些差距, 且其特征分量的取值变化范围较大。这是因为 SI-HKS 在构造过程中仅使用了 \dot{h}_τ 值的低频信息, 这就不可避免地会丢失部分高频信息。

3 HOG-HKS

SI-HKS 特征虽然对于三维模型的尺度变化具有较好地鲁棒性, 但是其在构造过程中需要将数据转换到频域, 并且只利用了低频分量对应的 $|H(\omega)|$ 值, 这在一定程度上会丢失一定的有效信息。鉴于此, 本文提出了一种基于梯度方向直方图的热核特征 (HOG-HKS)。该方法不需要将数据转换到频域进行处理, 计算更加简单。其主要步骤是: 首先, 求出三维模型点的热核特征并对扩散时间函数进行对数处理; 然后, 对热核特征求对数, 再在此基础上进行差分运算; 最后, 计算热核特征对数差分值的梯度模值和梯度方向, 进而统计梯度方向直方图并将其作为该三维点的 HOG-HKS 特征。由于 HOG-HKS 特征对于热核特征对数差分值具有平移不变性, 因而其对三维模型的尺度变化具有不变性。

对于给定的三维点 x , 首先依次计算出其对应的 HKS 特征 h_τ 和热核特征对数差分值 \dot{h}_τ 。如图 1(d)所示, 三维点在不同 τ 值处的 \dot{h}_τ 值构成了一条离散曲线。对于具有尺度变化的两个三维模型的对应点的 \dot{h}_τ 曲线来说, 它们近似相差一个平移变换。由 SI-HKS 特征的原理可知, 同一三维模型的不同三维点具有不同的 \dot{h}_τ 曲线。也就是说, \dot{h}_τ 曲线的形状变化包含丰富的鉴别信息。为了在保证计算简洁性的同时有效描述 \dot{h}_τ 曲线的变化趋势, 本文采用 \dot{h}_τ 值的梯度方向直方图来构造特征向量。由于相差一个平移变换的两个曲线的梯度方向直方图具有平移不变性, 因此利用 \dot{h}_τ 值构造出的 HOG-HKS 特征对于三维模型的尺度变化具有一定的不变性。给定某三维点对应的 \dot{h}_τ 值序列, 其对应的梯度方向直方图的具体计算方法如下。

首先, 分别计算每个扩散时间对应 \dot{h}_τ 值的梯度方向 θ 和梯度幅值 Mag 。由于 \dot{h}_τ 的单位与扩散时间 T 的单位不统一, 为了更好地描述 \dot{h}_τ 曲线的变化趋势, 本文给时间乘上一个比例系数 k , 并通过实验来确定 k 的最佳取值。具体求解公式如下:

$$\theta = \tan^{-1}(\Delta \dot{h}_\tau / k \Delta T) \quad (12)$$

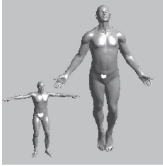
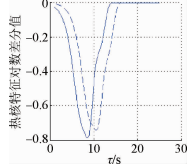
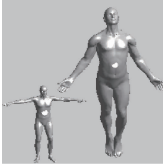
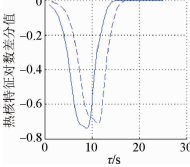
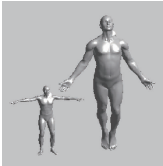
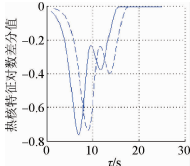
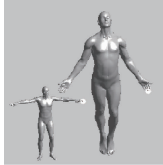
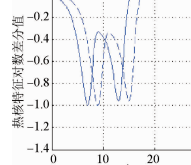
$$Mag = \sqrt{\Delta \dot{h}_\tau^2 + (k\Delta T)^2} \quad (13)$$

式中: $\Delta \dot{h}_\tau = \dot{h}_{\tau+1} - \dot{h}_{\tau-1}$, $\Delta T = T_{\tau+1} - T_{\tau-1}$ 。由式(12)可知, 梯度方向 θ 的取值区间为 $[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ 。然后, 将梯度

方向 θ 的取值区间以 $\frac{\pi}{B}$ 为间隔等分成 B 个子区间, 进而将梯度方向落入每个子区间的 \dot{h}_τ 值对应的梯度幅值进行叠加, 即可得到一个 B 维的 HOG-HKS 特征描述向量。最后, 为了提高特征对噪声等干扰因素的鲁棒性, 将 HOG-HKS 描述向量进行二范数归一化处理。图 1(e) 中的带圆形实线与带下三角虚线为对应点 p11 和 p21 的 HOG-HKS 特征示意图, 图 1(f) 中的带圆形实线与带下三角虚线为对应点 p12 和 p22 的 HOG-HKS 特征示意图。从图 1(e) 和 (f) 可以看出, 这两组对应点的 HOG-HKS 特征基本一致, 且其特征分量基本稳定在一个较小的取值范围内。这里需要进一步说明的是, HOG-HKS 特征采用梯度计算, 强化了 \dot{h}_τ 值曲线的高频信息, 这会在一定程度上造成低频信息的部分丢失。为了考察 HOG-HKS 特征对三维局部形状的描述的稳定性和信息损失的程度, 本文作了如下实验: 选择了 4 组具有非刚性变换和尺度变换上的三维模型对应点。如表 1 所示, 前两组为平滑区域的对应点, 其对应的 \dot{h}_τ 值曲线较为平滑, 即其包含的低频信息相对较多, 高频信息相对较少; 后两组为非平滑区域的对应点, 其对应的 \dot{h}_τ 值曲线起伏较多, 即其包含的低频信息相对较少, 高频信息相对较多。对于每一组对应点, 首先分别计算出它们的 SI-HKS 特征和 HOG-HKS 特征, 然后计算对应点同一特征每个维度的差值分量。由表 1 看出, 对于这 4 组对应点, HOG-HKS 特征的差值分量均小于 SI-HKS 特征。也就是说, 无论对于光滑区域的三维点还是对于非光滑区域的三维点, HOG-HKS 特征的稳定性均优于 SI-HKS 特征。此外, 第 4 节的非刚性三维模型检索实验也已验证了 HOG-HKS 特征的描述能力要优于 SI-HKS 特征。因此, 虽然 HOG-HKS 特征在构造过程中强化了高频信息, 损失了一部分低频信息, 但是 HOG-HKS 特征仍然比 SI-HKS 特征包含更多的有效鉴别信息。

表 1 三维模型对应点及其对应的 SI-HKS 特征差值和 HOG-HKS 特征值

Table 1 The corresponding points of the 3D model and their corresponding differences of the SI-HKS features and HOG-HKS feature

两个三维模型上的对应点	\dot{h}_τ 值	SI-HKS 特征差值	HOG-HKS 特征差值
		-	0.193 1
		-	0.097 5
		-1.056 3	-0.158 2
		0.225 5	0.146 4
		1.524 3	0
		1.641 2	0.065 3
		2.255 5	0.024 8
		1.647 3	-0.211 7
		-	0.219 4
		0.039 6	-0.004 3
		1.117 1	0.018 4
		1.857 4	0.022 2
		1.311 1	0
		1.082 7	0.064 3
		-1.630 5	-0.026 1
		-	-0.224 2
		-	0.072 6
		-0.613 9	0.065 9
		0.564 4	0.078 9
		1.799 8	0.046 1
		0.727 7	0.072 8
		-0.234 0	-0.080 1
		-0.234 0	-0.080 1
		0.436 6	0.015 3
		-	-0.198 1
		-	0.016 2
		-0.900 6	0.007 9
		0.355 7	0.034 0
		0.511 7	0.148 5
		-0.231 0	-0.118 9
		0.259 2	-0.048 3
		0.950 0	-0.043 0
		-	-0.117 6
		-	-

4 实验结果与分析

本文通过使用 MGB(McGill Benchmark)^[26] 三维模型库进行非刚性三维模型检索实验来探讨本文所述 HOG-HKS 特征的性能,并与 HKS 特征和 SI-HKS 特征的检索性能进行比较和分析。MGB 三维模型库包含 255 个三维模型,这些模型被分为 10 类,每一类别包含 20~30 个三维模型。图 2 所示为该数据库中部分三维模型的示意图。这些模型之间存在旋转变换、尺度变换及非刚性形变。

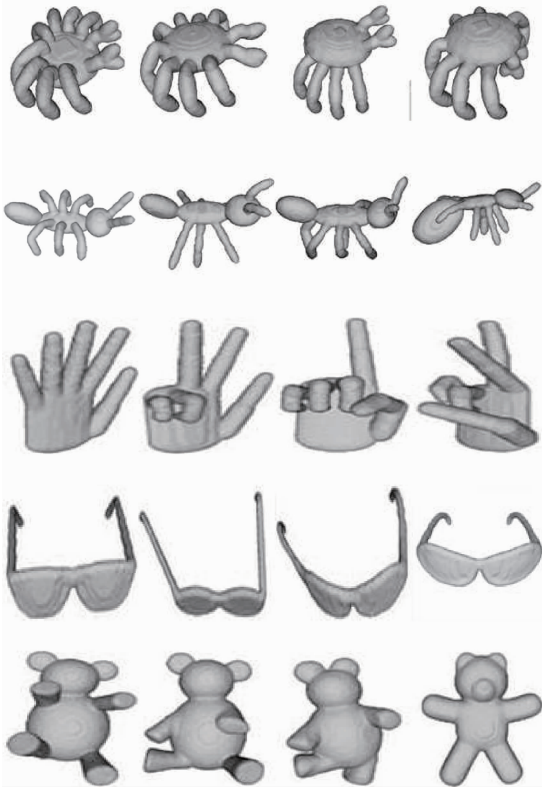


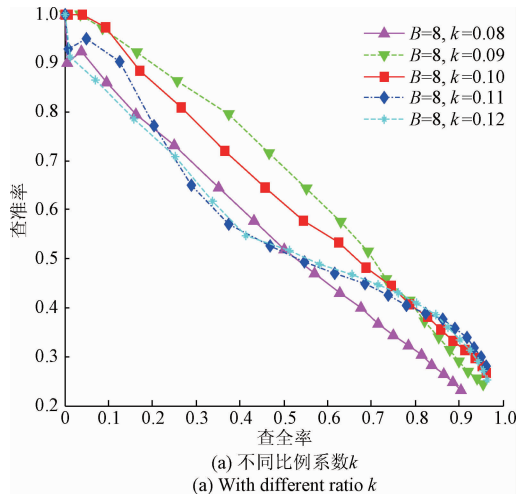
图 2 MGB 三维模型库部分三维模型

Fig. 2 Example 3D models in MGB 3D model dataset

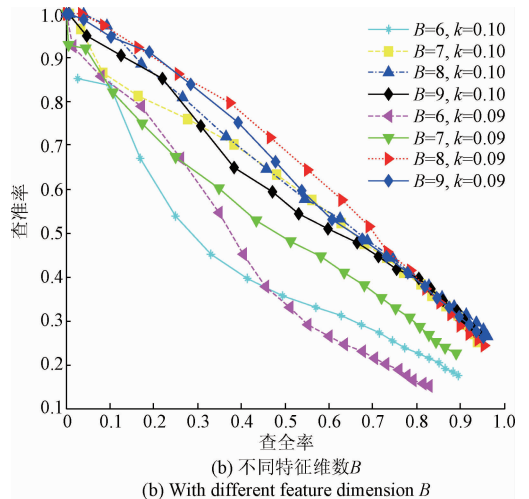
在实验中,首先对三维模型的每个点提取局部三维特征;然后使用词袋模型(bags of words, BOW)的方法生成每个三维模型的全局特征直方图;最后通过比较不同模型之间的全局特征直方图之间的欧氏距离来进行检索。为了评估检索结果的有效性,本文采用查准率-查全率(precision-recall, P-R)曲线、平均准确率(mAP)、第 1 层级(First-tier)、第 2 层级(Second-tier)及 F1 准则(F1-Measure)准则进行评价。对于 HKS 特征,本文使用文献[27]通过实验得出的最佳参数设置,即 $\alpha = 2$ 且 τ 以 0.4 的采样间隔在区间 [10, 12] 内进行取值,特征的维数为 6。对于 SI-HKS 特征,本文使用文献[21]给出的参数

设置,即 $\alpha = 2$ 且 τ 以 1/16 的采样间隔在区间 [1, 25] 内进行取值,特征的维数取为 6。对于 HOG-HKS 特征,本文通过实验选用以下参数设置,即 $\alpha = 2$ 且 τ 以 1/16 的采样间隔在区间 [1, 16] 内进行取值。

首先探讨本文所提出的 HOG-HKS 特征的不同参数设置对三维模型检索结果的影响。HOG-HKS 特征除了参数 τ 之外还有以下两个参数需要设置:比例系数 k 和特征维数 B 。图 3 所示为不同参数设置时 HOG-HKS 特征的三维模型检索实验结果。其中,图 3(a)为固定 B 为 8, k 取不同值时检索结果的 P-R 曲线;图 3(b)所示为 k 取 0.09 或 0.1 时, B 取不同值时检索结果的 P-R 曲线。表 2~4 给出了分别固定 $B = 8, k = 0.09, k = 0.1$ 时的三维模型检索性能指标 mAP、First-tier、Second-tier 及 F1-Measure 的结果。从图 3、表 1~3 可以看出,当 $B = 8, k = 0.09$ 时三维模型检索的性能最好。因此,在本文后续与其他三维局部特征的比较实验中, HOG-HKS 特征的参数设置为 $B = 8, k = 0.09$ 。



(a) 不同比例系数 k
(a) With different ratio k



(b) 不同特征维数 B
(b) With different feature dimension B

图 3 不同参数设置下 HOG-HKS 特征的检索结果
Fig. 3 The retrieval results of the HOG-HKS feature under different parameter settings

表2 固定 $B=8$ 时 HOG-HKS 特征的检索性能指标

Table 2 The retrieval performance of the HOG-HKS feature for fixed $B=8$

评价指标	$k=0.08$	$k=0.09$	$k=0.1$	$k=0.11$	$k=0.12$
mAP	52.99	57.01	52.84	48.31	48.31
First-tier	58.54	62.54	57.59	53.14	53.90
Second-tier	78.86	84.76	82.79	80.57	80.19
F1-measure	52.20	57.44	57.03	55.33	55.03

表3 固定 $k=0.09$ 时 HOG-HKS 特征的检索性能指标

Table 3 The retrieval performance of the HOG-HKS feature for fixed $k=0.09$

评价指标	$B=6$	$B=7$	$B=8$	$B=9$
mAP	42.50	49.74	57.01	52.90
First-tier	49.08	55.87	62.54	57.33
Second-tier	64.63	74.98	84.76	81.08
F1-measure	45.38	50.62	57.44	57.04

表4 固定 $k=0.1$ 时 HOG-HKS 特征的检索性能指标

Table 4 The retrieval performance of the HOG-HKS feature for fixed $k=0.1$

评价指标	$B=6$	$B=7$	$B=8$	$B=9$
mAP	40.36	53.72	52.84	52.40
First-tier	48.38	59.81	57.59	55.87
Second-tier	66.03	81.65	82.79	79.62
F1-measure	42.78	55.86	57.03	55.90

为了进一步评价本文所述描述子的性能,本文分别采用 HKS 特征、SI-HKS 特征及 HOG-HKS 特征进行了非刚性三维模型检索实验。图 4 和表 5 给出了分别使用这 3 种三维局部特征进行三维模型检索的 P-R 曲线、mAP、First-tier、Second-tier 及 F1-Measure 4 种检索性能指标。从图 4 和表 4 可以看出, HOG-HKS 特征的各项检索性能指标均最优, SI-HKS 特征次之, HKS 特征最次。这是因为与 HKS 特征相比, SI-HKS 特征与 HOG-HKS 特征对三维模型的尺度变化均具有一定的不变性;与 SI-HKS 特征使用频域低频信息来构造特征向量、会丢失一部分有效地高频信息不同, HOG-HKS 特征在时域内采用梯度方向直方图来构造局部特征描述子,能够在保证特征具有一定的尺度不变性的同时更加细致地描述 \hat{h}_r 曲线的变化趋势。

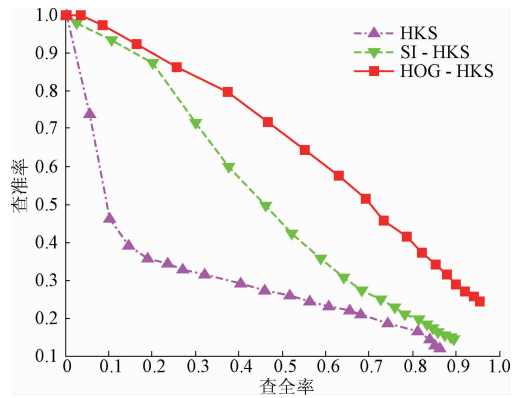


图4 三种局部特征的检索结果

Fig. 4 The retrieval results of three local features

表5 三种局部特征的检索性能指标

Table 5 The retrieval performances of three local features

评价指标	HKS	SI-HKS	HOG-HKS
mAP	21.05	44.44	57.01
First-tier	29.84	50.03	62.54
Second-tier	50.60	68.25	84.76
F1-measure	37.08	50.11	57.44

5 结 论

本文提出了一种具有尺度不变性的三维局部特征构造方法,并将其应用到非刚性三维模型检索中。该方法在保留 HKS 特征的等距不变性、稳定性等一系列优良性质的同时,借鉴 SIFT 图像局部特征的构造思想,利用梯度方向直方图来描述 \hat{h}_r 曲线以实现特征向量的尺度不变性。与 HKS 特征相比,本文提出的 HOG-HKS 特征对三维模型的尺度变化具有一定的不变性;与 SI-HKS 特征相比,本文提出的 HOG-HKS 特征不需要将信号转换到频域进行处理,不存在丢失热核信号对数差分值高频信息的问题,且计算简单。实验结果表明,与 HKS 特征和 SI-HKS 特征相比, HOG-HKS 特征对非刚性三维模型检索具有更好地检索性能,具有一定的理论意义和实用价值。

参考文献

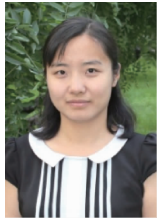
[1] GUO Y, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. A comprehensive performance evaluation of 3D local feature descriptors [J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 116(1): 66-89.

- [2] 汤兰兰,盖绍彦,达飞鹏,等. 基于网格纵横局部二值模式的三维人脸识别[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(6): 1413-1420.
TANG L L, GAI SH Y, DA F P, et al. 3D Face recognition method based on the local binary pattern from vertical and horizontal on the mesh[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(6): 1413-1420.
- [3] 黄冰洋,张承乾. 基于稀疏编码的多模态3D检索系统研究[J]. 电子测量技术, 2016, 39(6): 9-14.
HUANG B Y, ZHANG CH Q. Multi-model 3D retrieval system research via sparse coding [J]. Electronic Measurement Technology, 2016, 39(6): 9-14.
- [4] 侯亭亭,肖秦琨,杨永基. 基于动态贝叶斯网络的手势识别[J]. 国外电子测量技术, 2015(1): 36-39.
HOU T T, XIAO Q K, YANG Y J. Gesture recognition based on dynamic bayesian networks [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2016, 39 (6) : 36-39.
- [5] GUO Y, BENNAMOUN M, SOHEL F, et al. 3D object recognition in cluttered scenes with local surface features: a survey[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(11): 2270-2287.
- [6] 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 & Image Understanding, 2012, 117(2): 158-169.
- [7] GUO Y, BENNAMOUN M, et al. Rotational projection statistics for 3D local surface description and object recognition [J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 105(1): 63-86.
- [8] JOHNSON A E, HEBERT M. Surface matching for object recognition in complex three-dimensional scenes[J]. Image & Vision Computing, 1998, 16(9): 635-651.
- [9] JOHNSON A E, HEBERT M. Using spin images for efficient object recognition in cluttered 3d scenes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2015, 21(5): 433-449.
- [10] FROME A, HUBER D, KOLLURI R, et al. Recognizing objects in range data using regional point descriptors[C]. Lecture Notes in Computer Science, 2004: 224-237.
- [11] CHEN H, BHANU B. 3D free-form object recognition in range images using local surface patches [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 28(10): 1252-1262.
- [12] CHEN H, BHANU B. Human ear recognition in 3D[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2007, 29(4): 718-37.
- [13] RUSU R B, BLODOW N, MARTON Z C, et al. Aligning point cloud views using persistent feature histograms[C]. Proceedings of International Conference on Intelligent Robots and Systems, 2008: 3384 - 3391.
- [14] RUSU R B, BLODOW N, BEETZ M. Fast point feature histograms (FPFH) for 3d registration[C]. Proceedings of International Conference on Robotics and Automation, 2009: 3212-3217.
- [15] TOMBARI F, SALT I S, STEFANO L D. Unique signatures of histograms for local surface description[C]. Proceedings of European Conference on Computer Vision Conference on Computer Vision, 2010: 356-369.
- [16] SALT I S, TOMBARI F, STEFANO L D. SHOT: Unique signatures of histograms for surface and texture description [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2014, 125(8): 251-264.
- [17] SUN J, OVSJANIKOV M, GUIBAS L. A concise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion[J]. Computer Graphics Forum, 2009, 28(5): 1383-1392.
- [18] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, KIMMEL R, et al. A gromov-hausdorff framework with diffusion geometry for topologically-robust non-rigid shape matching[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 89(2-3): 266-286.
- [19] LIAN Z, GODIL A, BUSTOS B, et al. A comparison of methods for non-rigid 3D shape retrieval [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(1): 449-461.
- [20] BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, GUIBAS L J, et al. Shape google: Geometric words and expressions for invariant shape retrieval [J]. Acm Transactions on Graphics, 2011, 30(1): 623-636.
- [21] BRONSTEIN M M, KOKKINOS I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition [C]. Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs: IEEE Computer Society Press, 2010: 1704-1711.
- [22] LOWE D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [23] 周鹏,高源,许晓. 基于紧致全姿态二值 SIFT (CCPBS) 的人脸识别 [J]. 仪器仪表学报, 2015, 36 (4) : 736-742.
ZHOU P, GAO Y, XU X. Compact complete pose binary SIFT for face recognition with pose variation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2015, 36(4): 736-742.
- [24] 许佳佳,张叶,张赫. 基于改进 Harris SIFT 算子的快速图像配准算法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(1): 48-54.
XU J J, ZHANG Y, ZHANG H. Fast image registration algorithm based on improved Harris-SIFT descriptor[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(1): 48-54.
- [25] WARDETZKY M, MATHUR S, LBERER F, et al.

Discrete laplace operators: No free lunch [C].
Proceedings of Eurographics Symposium on Geometry
Processing. 2007: 33-37.

- [26] SIDDIQI K, ZHANG J, MACRINI D, et al. Retrieving articulated 3-D models using medial surfaces [J].
Machine Vision & Applications, 2015, 19 (4): 261-275.
- [27] OVSJANIKOV M, BRONSTEIN A M, BRONSTEIN M M, et al. Shape Google: a computer vision approach to isometry invariant shape retrieval [C]. Proceedings of International Conference on Computer Vision Workshops. Kyoto, 2009: 320-327.

作者简介



曾慧(通讯作者),分别在2001年和2004年于山东大学获得学士学位和硕士学位,2007年于中国科学院自动化研究所获得博士学位,现为北京科技大学副教授,主要研究方向为三维计算机视觉、模式识别。
E-mail:hzeng@163.com

Zeng Hui (Corresponding author) received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Shandong University in 2001 and 2004, and received her Ph. D. degree from Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences in 2007. Now, she is an associate professor in University of Science & Technology Beijing. Her main research interest includes 3D computer vision and pattern recognition.



李斯琦,2015年于北京科技大学获得学士学位,现为北京科技大学硕士研究生,主要研究方向为三维计算机视觉、机器学习。
E-mail:1969570533@qq.com

Li Siqi received her B. Sc. degree from University of Science & Technology Beijing in 2015. Now, she is a master student in University of Science & Technology Beijing. Her main research interest includes 3D computer vision and machine learning.