

引用格式:孙农亮,王伟志.基于 Kinect 深度信息的虚拟手驱动算法研究[J].山东科技大学学报(自然科学版),2019,38(4):92-99.

SUN Nongliang, WANG Weizhi. Research on driving virtual hand algorithm based on Kinect depth data[J]. Journal of Shandong University of Science and Technology (Natural Science), 2019, 38(4): 92-99.

# 基于 Kinect 深度信息的虚拟手驱动算法研究

孙农亮,王伟志

(山东科技大学 电子信息工程学院,山东 青岛 266590)

**摘要:**为提升人机交互真实性与沉浸感,实现人手直接参与交互的目的,采用 Aiolos 库与朴素贝叶斯算法追踪的方法,获取手部数据驱动虚拟手。通过 Kinect 获取深度图像与骨架信息等原始数据,以校准方程和最小二乘法对原始数据标定,结合 Aiolos 库与朴素贝叶斯算法追踪手部数据,经指数平滑后跨平台传输的数据流与 Transform-Bone 控制器绑定虚拟手骨骼,最终获得利用手部追踪数据驱动虚拟手的结果。提出的虚拟手驱动方式与受限的传统交互方式相比,可发挥人手多自由度优势,对于虚拟现实研究中交互性与沉浸感的提高具有重要意义。

**关键词:**人机交互; Kinect; 贝叶斯算法; Aiolos 库; 虚拟手; 驱动算法

中图分类号: TP391.9

文献标志码: A

文章编号: 1672-3767(2019)04-0092-08

DOI: 10.16452/j.cnki.sdkjzk.2019.04.012

## Research on driving virtual hand algorithm based on Kinect depth data

SUN Nongliang, WANG Weizhi

(College of Electronics and Information Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

**Abstract:** In order to improve the authenticity and immersion of human-computer interaction and realize the direct participation of human hand, Aiolos library and Naive Bayes algorithm were utilized to track data and to drive virtual hand based on Kinect depth data. Raw data such as depth image and skeleton information were obtained through Kinect, which were calibrated by the calibration equation and least square method. By combining Aiolos library with naive Bayes algorithm, the hand data were tracked and exponentially smoothed. The data stream bounded to the skeleton with the Transform Bone controller and transmitted across the platforms. Finally, the result of using hand tracking data to drive virtual hand was obtained. Compared with the traditional interaction constraints, the method of driving virtual hand proposed in this paper can provide complete flexibility to the multi-degree freedom of human hand, which is of great significance to the improvement of interactivity and immersion especially in the area of virtual reality.

**Key words:** human-computer interaction; Kinect; Bayes algorithm; Aiolos library; virtual hand; driving algorithm

人机交互技术是研究人与计算机之间相互作用方式的技术,其重点在于通过改善使用者与计算机间的交互方式,提高交互的真实性与沉浸感<sup>[1-2]</sup>。由于传统的鼠标、键盘等输入设备的限制,使用者向计算机发送请求依旧是单通道的形式<sup>[3]</sup>,输入输出的不平衡也导致使用者无法直接、主动地与研究对象进行自然交

收稿日期: 2018-05-31

基金项目: 国家“863”项目子课题(2015AA016404-4); 山东科技大学领军人才计划项目

作者简介: 孙农亮(1962—),男,山东蓬莱人,教授,博士生导师,主要从事图像处理、模式识别、虚拟现实的研究。

E-mail: nl-jackson@vip.163.com

互。若能将人手用于交互操作,直接通过人手与仿真环境交互,发挥其多自由度的优势,将极大地提高用户在人机交互中的真实性感受,人手控制交互的技术不仅具有理论意义,在实际应用中也具有很大的研究价值。

早期的人手控制交互研究,主要致力于开发专用的硬件设备对手势进行采集,Grimes<sup>[4]</sup>申请的“Data Glove”数据手套专利,利用弯曲传感器实现了获取手指运动的结果。Davis 等<sup>[5]</sup>通过贴片标记的方式获取手势数据,得到区分识别 7 种不同手势的结果。该类研究受到所用设备昂贵、受标记物等多种因素影响限制。Kinect 作为带有深度信息的体感输入设备<sup>[6]</sup>,价格低廉且无需借助外部标记即可对裸手识别。近年来,基于 Kinect 进行手势识别的研究有诸多进展,针对手势实现静态与动态识别主要可概括为支持向量机算法<sup>[7-9]</sup>、隐马尔可夫模型<sup>[10-13]</sup>和动态时间规整<sup>[14-16]</sup>等方法。但该类研究仅对固定手势进行识别,忽略了手部的实时运动信息。

国内外也出现了针对手部特征信息提取的研究,以期获取更为丰富的手部追踪数据。Kirac 等<sup>[17]</sup>利用区块识别法实现了基于 Kinect 的实时手位估计,将人手划分为 21 个区域做动态识别处理;Raheja 等<sup>[18]</sup>利用手指与掌心检测算法实现了利用 Kinect 追踪指尖与手掌位置;Braun 等<sup>[19]</sup>利用随机决策森林与机器学习的方法实现了 Kinect 对人手的实时追踪。Metrilus Gmbh 公司<sup>[20-21]</sup>利用大量数据归纳的决策树特征值并训练 Aiolos 追踪库,实现了手指关节点位置定位。现有研究仅对原始数据作特征值分析处理,利用手部数据驱动虚拟手参与交互的研究存在不足。

本研究利用 Aiolos 库与朴素贝叶斯算法追踪获取手部特征信息,通过数据的跨平台传输与运动变换驱动虚拟手。结果验证本研究中的手部特征点数据较 Kinect 官方 SDK 骨架追踪特征点数有大幅提升,利用追踪数据驱动虚拟手摆脱了传统交互限制,可发挥人手多自由度优势,对于虚拟现实研究中交互性与沉浸感的提高具有重要意义。

1 基于 Kinect 深度信息的虚拟手驱动算法流程

基于 Kinect 的虚拟手驱动算法流程主要通过 Kinect 获取人手深度图像,结合 Aiolos 追踪库获取关键点数据,在虚幻引擎环境下逐帧更新数据流驱动虚拟手运动。可分为原始数据采集、Aiolos 数据追踪处理、数据流跨平台传输和虚幻引擎平台下的虚拟手驱动等 4 个模块。设计流程如图 1 所示。

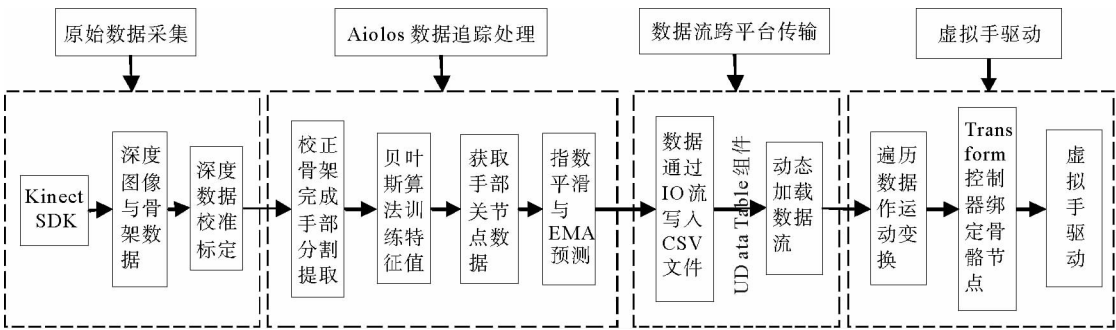


图 1 基于 Kinect 深度信息的虚拟手驱动算法流程

Fig. 1 The algorithm process of driving virtual hand based on Kinect depth data

2 基于 Kinect 的数据获取与处理

深度图像与追踪骨架等原始数据通过 Kinect SDK 采集<sup>[22]</sup>,深度数据由校准方程标定,Aiolos 库在原始数据基础上完成初始化,校正骨架后通过腕部 JointType\_Wrist 节点完成手部区域的分割提取<sup>[23]</sup>,采用贝叶斯算法与 Aiolos 决策树识别匹配独立手指骨架,获取手部关键点数据。并通过指数平滑和 EMA 算法完成对点位的运动预测,降低抖动与伪影误差对追踪结果产生的影响。

## 2.1 原始数据的获取

Kinect 是微软开发设计的一款带有深度信息的运动感应设备,提供自然用户界面,检测人体运动、手势、语音命令及人脸识别,可在不借助手动控制设备的情况下与虚拟环境进行交互。其获取深度数据所采用的 TOF 技术主要通过测量光脉冲之间的传输延迟时间来计算深度信息。

Kinect 的数据流主要由中间层即 Kinect SDK 处理,用于应用层与硬件层的通讯和数据传输。Kinect SDK 可分为 Kinect 驱动程序、Kinect 运行时环境与多平台 API。以深度信息追踪骨架为例,SDK 通过程序驱动传感器工作,然后通过骨架追踪中间件识别深度图像中人体位置,跟踪用户站立(25 节点)或坐姿(10 节点),每个关节相对于 Kinect 传感器定位在三维空间中,作为 Kinect 传感器的偏移量给出。以使用时的视角定义  $X$  轴指向右侧, $Y$  轴指向上方, $Z$  轴从设备指向用户。深度数据用像素表示, $X$  轴数据范围  $-2.2 \sim 2.2$  m,总范围 4.2 m, $Y$  轴范围是  $-1.6 \sim 1.6$  m, $Z$  轴范围是  $0 \sim 4$  m。由于 Kinect 深度数据与骨骼追踪数据测量方法的不同,需要采用坐标映射的方法将骨骼追踪点数据从骨架数据空间转换到深度图像的二维空间中。获取的实时三维坐标数据传递给应用层,实现传感器硬件到应用层间数据流的双向传输功能。

获取原始数据需要对 Kinect 参数初始化<sup>[24]</sup>。深度与骨架帧数据源暴露元数据并赋予对应读取器访问深度帧元数据的权限。帧数据源开启运行读取器,通过事件注册或轮询方式访问从传感器逐帧获取图像。当帧数据被 Kinect 捕获,帧事件逐帧发送帧引用,直至帧数据获取完毕。

Kinect 获取原始数据信息中的深度值是相对距离,假设原始图像某点  $p$  的深度值为  $d_r$ ,则实际深度距离  $d$  的标定校准方程<sup>[25]</sup>为:

$$d = K \tan(H d_r + L) - O. \quad (1)$$

其中,实际的深度距离以 cm 为单位, $K=12.36$  cm, $H=3.50 \times 10^{-4}$  rad, $L=1.18$  rad, $O=3.70$  cm。校正数据正切近似值平方和的偏差为  $0.33$  cm<sup>2</sup>。利用上述校准函数获取真实深度数据后,可通过坐标映射求得  $p$  点的实际位置,设  $(i, j)$  为  $p$  点投射到 Kinect 原始图像上的像素位置,  $(x, y, z)$  为  $p$  点在空间中的实际位置。利用投射点结合深度数据的  $(i, j, d)$  求解实际位置  $(x, y, z)$  的转换式如公式(2)~(4)所示。

$$x = \left(i - \frac{u}{2}\right) \times c \times (d - 10) \times \frac{u}{v}, \quad (2)$$

$$y = \left(j - \frac{v}{2}\right) \times c \times (d - 10), \quad (3)$$

$$z = d. \quad (4)$$

其中,  $u \times v$  为 Kinect 获取到的深度图像平面尺寸,转换控制常量  $c$  取值为  $0.0021$ ,此转换过程中  $p$  点实际位置重构的精度控制到 1 cm 以内。控制台负责 Kinect 数据流的获取,校准后的深度数据转换成 EmguCV 的 Image<Bgr,byte>结构体在子线程窗口显示。骨架数据标记腕部 JointType\_Wrist 关节点,由 Aiolos 库作手部特征值数据的追踪处理。

## 2.2 Kinect 结合 Aiolos 库的数据追踪

Aiolos 追踪库是由提供深度信息咨询服务、定制多类型基于深度传感器 3D 实时应用解决方案的 Metrilus 公司开发的手指追踪库。该类库配合 Kinect SDK 使用,依赖于 SDK 提供的身体骨骼追踪数据,Aiolos 库在 Kinect 获取的骨架数据基础上完成初始化,并通过深度图像标记的腕部 JointType\_Wrist 节点将人手深度信息与背景分割。为了保证追踪点数据定位准确,本研究使用最小二乘法拟合,将获取到的骨架追踪数据在空间方向上校正,使其与 Kinect 投射平面保持平行。

校正平面的法向量定义为  $(a, b, c)$ ,骨架数据的校正即为针对骨骼节点的旋转变换。假设校正平面绕  $X$  轴旋转角度为  $\alpha$ ,绕  $Y$  轴旋转角度为  $\beta$  时与投射平面平行,则旋转角度分别为:

$$\alpha = \tan^{-1}\left(\frac{a}{c}\right), \quad (5)$$

$$\beta = \tan^{-1}\left(\frac{b}{c}\right). \quad (6)$$

若腕部节点坐标为  $\begin{bmatrix} j_x \\ j_y \\ j_z \end{bmatrix}$ , 则旋转变换后的坐标点  $\begin{bmatrix} j_x'' \\ j_y'' \\ j_z'' \end{bmatrix}$  为:

$$\begin{bmatrix} j_x' \\ j_y' \\ j_z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & -\sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} j_x \\ j_y \\ j_z \end{bmatrix}, \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} j_x'' \\ j_y'' \\ j_z'' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} j_x' \\ j_y' \\ j_z' \end{bmatrix}. \quad (8)$$

追踪库以大量输入数据作为样本,通过贝叶斯算法训练特征值,朴素贝叶斯分类器是一种基于独立假设贝叶斯定理的简单概率分类器。假设样本每个特征与其他特征都不相关,根据先验概率和计算给定的待分类实例属于各个类别的条件概率联合求得后验概率,选取计算所得后验概率最高的类别,进行非确定性的决策。提升 Aiolos 库提供的决策树搜索手部特征信息的速度与精度。假设区域内任意点  $p$  可由训练样本集合进行描述,分类给定训练数据  $(a_1, a_2, \dots, a_m)$  的条件下,找出最可能的类特征值点  $c(p)$ 。由极大后验假设可求出:

$$c(p) = \operatorname{argmax}_{c \in C} P(c \mid a_1, a_2, \dots, a_m). \quad (9)$$

朴素贝叶斯算法假设给定目标点是在样本数据之间,相互条件独立。基于此,应用贝叶斯公式可将公式(9)修正为:

$$c(p) = \operatorname{argmax}_{c \in C} P(c) \prod_{j=1}^m P(a_j \mid c), \quad (10)$$

其中,  $P(c)$  为  $c$  的先验概率,  $P(a_j \mid c)$  为训练样本中不同特征点组合出现概率估计。通过测量两点间深度差异,分析像素位置特征。针对像素位置  $x$ :

$$f_{\theta}(I, x) = d_t\left(x + \frac{u}{d_t(x)}\right) - d_t\left(x + \frac{v}{d_t(x)}\right). \quad (11)$$

Aiolos 决策树追踪手部骨架,根据特征值获取手部关键点数据,并通过坐标映射函数进行坐标映射。对深度值进行归一化处理,可保证关键点不受深度数据的影响。关键点序列与空间位置信息以键值对形式存储,某帧手部特征关键点空间位置提取数据如表 1 所示。

表 1 手部特征关键点空间位置提取数据  
Tab. 1 Spatial location data of the key points of a hand

关键点	空间位置数据	关键点	空间位置数据
ThumbBase(拇指根)	(292.1, 183.7, 75.5)	MiddleTip(中指端)	(283.2, 153.4, 75.7)
ThumbMiddle(拇指间)	(287.1, 168.7, 76.4)	RingBase(无名指根)	(321.0, 149.9, 74.1)
ThumbTip(拇指端)	(283.1, 153.7, 79.5)	RingMiddle(无名指间)	(323.2, 141.6, 74.2)
IndexBase(食指根)	(305.0, 218.0, 72.4)	RingTip(无名指端)	(324.7, 133.2, 73.2)
IndexMiddle(食指间)	(299.0, 203.0, 74.9)	PinkyBase(小指根)	(328.0, 165.1, 72.6)
IndexTip(食指端)	(295.0, 189.1, 76.4)	PinkyMiddle(小指间)	(335.7, 153.1, 74.3)
MiddleBase(中指根)	(292.2, 182.4, 73.3)	PinkyTip(小指端)	(334.0, 142.0, 78.5)
MiddleMiddle(中指间)	(287.2, 167.4, 74.1)		

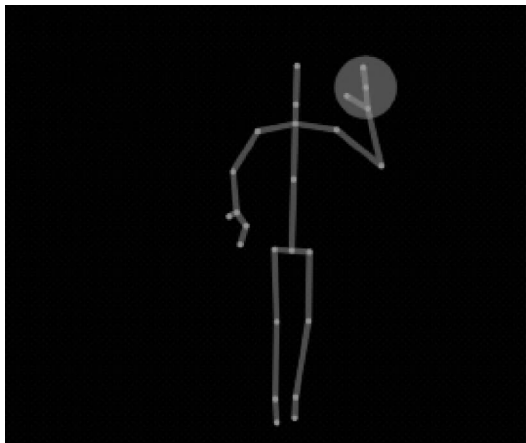
受原始深度图像产生的抖动和伪影误差的影响,关键点数据追踪结果的不可靠性会升高,基于此,本研究引入指数平滑和 EMA 算法对追踪数据过程进行优化。在追踪关键点位置不变的理想情况下,仅考虑受到深度图像抖动影响,假设当前关键点为点  $p$ ,更新前关键点为点  $q$ ,则指数平滑后下一帧关键点  $p'$  为:

$$p' = q + s(p - q), \quad (12)$$

其中,  $s$  是平滑因子常量, 根据需求在  $0 \leq s \leq 1$  范围内取值负责指数平滑。指数移动平均(exponential moving average, EMA)算法用于追踪数据丢失时预测关键点数据位置, 借助关键点数据值丢失前的帧队列进行预测:

$$S_t = \omega y_t + (1 - \omega)s_t - 1, \quad (13)$$

其中,  $t$  为读取当前队列所在帧,  $y$  为观察值, 权重因子  $\omega$  取值范围为  $0 < \omega < 1$ 。当队列饱和且检测到不一致的关键点计数时, 队列中所有帧传递给 EMA 算法产生下一帧值预测丢失的关键点数据。经过指数平滑和 EMA 算法优化处理后, 追踪获取手部关键点的深度图像如图 2(b)。



(a) 传统方式获取手部关键节点图像



(b) 数据追踪方法获取手部关键节点图像

图 2 手部关键点数据追踪对比图

Fig. 2 The contrast diagram with the key points of hand

通过对比可知, 使用传统 KinectSDK 方式如图 2(a)中圆形区域所示, 共可获取 4 个手部关键节点, 仅可根据节点间距离的阈值判断当前张开握拳手势, 识别节点较少, 手势单一。如图 2(b)所示, 根据本研究所提出的方法可获取 15 个手部关键节点, 并进一步细分为 5 组节点模拟手部关节, 丰富的节点数据控制虚拟手骨骼节点的旋转位移, 有利于更精细化地驱动虚拟手。

### 3 驱动虚拟手设计

虚拟手驱动处理以虚幻引擎为开发环境, 采用数据表形式进行数据流传输。通过虚幻引擎提供的 UDataTable 读写组件, 可将引擎外部的大量复杂数据整理为通用字符序列存放于临时 CSV 文件中, 由引擎逐帧读取数据流, 该设计可有效地解决数据多样性与平台差异性的问题, 提高处理效率。

#### 3.1 数据流跨平台读写和动态加载

CSV 文件将表格数据以文本形式存储, 避免类似二进制数字被解译为复杂数据, 具有良好的跨平台性能。手部关键点数据写入文件时, 需要声明包含有 CSV 文件路径名称的字符串变量; 在每帧遍历关键点数据时, 通过文件流处理中的字符串追加函数, 将数据与控制台显示同步写入。

虚幻引擎的 UDataTable 组件通过自定义行结构, 用于导入器识别 DataTable 数据表。传统的 UDataTable 组件仅支持读取静态数据, 由于 CSV 文件数据会随着外部数据更新而发生改变, 这里提出采用 C++动态加载 \*.csv 文件的思路。通过动态加载至虚幻引擎的数据流, 由关卡蓝图完成数据遍历, 经过运动变换得到旋转矢量存储在对应的 Orientation 变量中, 获取到手部控制数据即可对仿真环境的虚拟手进行驱动设计。

3.2 基于蓝图的虚拟手驱动

与传统预设动画序列的方式不同,该设计通过 Transform Bone 控制器驱动虚拟手,该控制器主要应用在虚幻引擎的捏脸系统中,通过修改特定骨骼变形调整模型蒙皮的形态。在获取手部关键点且经过运动变换得到数据流后,借助 Transform Bone 控制器分别绑定虚拟手模型的各骨骼节点,灵活处理各骨骼节点的平移、旋转运动,避免了预设动画序列单一性,满足外部数据驱动设计实时性与多样性要求。基于虚拟手建模导入虚幻引擎的骨架网格物体包含腕部与手指多个骨骼节点,将 Kinect 识别的腕部 JointType\_Wrist 节点平移与旋转数据作用于虚拟手根骨骼,控制虚拟手在世界坐标系的移动与旋转;以根节点为原点建立局部坐标系,通过关键点运动变换后存储在 Orientation 变量中的旋转信息作为手指控制数据,绑定 Transform Bone 控制器函数驱动手指骨骼,在局部坐标系下相对于根节点运动。手部控制数据驱动虚拟手运动的蓝图设计如图 3 所示,获取到手部关键点数据通过运动变换后的旋转平移数据存储,对应作用在各自 Transform Bone 控制器上,动态控制虚拟手各骨骼关节的坐标点和旋转矢量变化,从而实现虚拟手驱动。



图 3 手部控制数据驱动虚拟手的蓝图设计

Fig. 3 The blueprint design of virtual hand driven by hand control data

4 结果验证

为对 Kinect 获取数据驱动虚拟手可行性进行验证,本研究采用 VS 2015 作为数据获取开发环境,并以虚幻引擎作为驱动虚拟手平台。使用 Kinect 采集 300 帧人手实时运动状态图像,通过对获取到的原始数据深度校准标定和平滑优化去除抖动后,实现了对手部特征关键点数据追踪,数据流经跨平台传输和运动变换处理后驱动虚拟手的结果与带有追踪关键点的红外图像数据对比如图 4 所示。

六组手势包含了手部伸展、握拳及各种手指屈伸状态,代表了虚拟手的屈伸与收展运动情况,可验证多种手部运动状态下虚拟手骨骼关节的图形表示,以及利用手部追踪数据驱动虚拟手的可实施性。实验结果表明,通过校准方程和最小二乘法拟合后,可对原始图像准确迅速获取手部追踪数据,手部追踪在弯曲状态下丢失的数据由 EMA 算法预测弥补,跨平台数据流传输和骨骼绑定驱动效果可满足人手直接参与交互的要求。

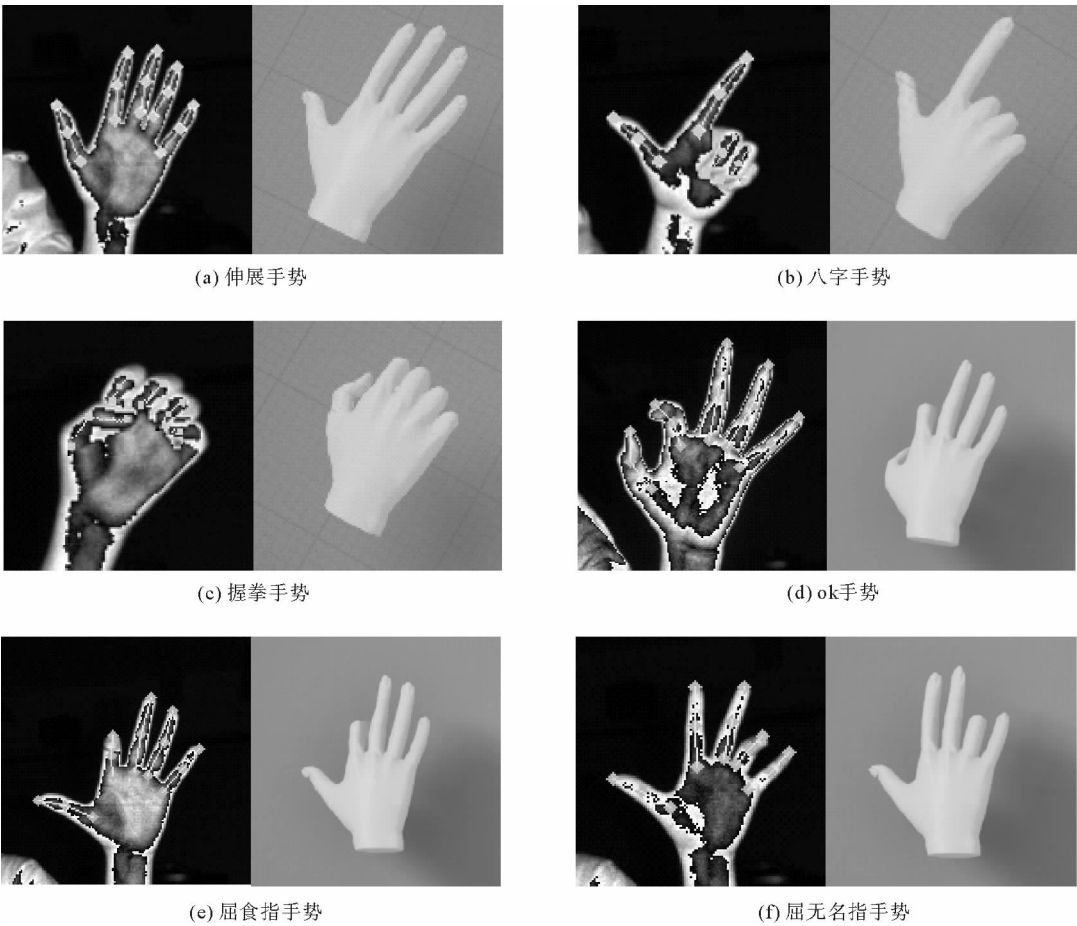


图 4 六组带有关键点的红外图像与虚拟手驱动效果对比图

Fig. 4 Six groups of infrared image with key points and the effect of driving virtual hand

5 结语

基于 Kinect 传感器可获取深度信息的特点,研究了手部追踪数据驱动虚拟手算法,利用 Kinect 获取手部关键点数据实现对虚拟手驱动。相较于 Kinect SDK 骨架追踪数据,本方法获取到的手部关键点数据更为丰富,对于人手多自由度运动还原有较大提高。利用数据驱动虚拟手可突破传统交互的限制,在不借助手动控制设备情况下与虚拟环境进行自然交互。该研究应用于矿井灾害动态演化技术验证平台,可以提高平台的交互性和沉浸感。同时也可广泛应用在虚拟现实项目开发中。

参考文献:

[1]周苏,王文. 人机交互技术[M]. 北京:清华大学出版社,2016.  
[2]张菁,张天驰,陈怀友. 虚拟现实技术及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2011.  
[3]BURDEAG C. Force and touch feedback for virtual reality[M]. New York:John Wiley & Sons,1996.  
[4]GRIMES G J. Digital data entry glove interface device;US 4414537 A[P]. 1981-09-15.  
[5]DAVIS J, SHAH M. Visual gesture recognition[J]. IEE Proceedings: Vision, Image and Signal Processing, 1994, 141(2): 101-106.  
[6]GUESS T M, RAZU S, JAHANDAR A, et al. Comparison of 3D joint angles measured with the Kinect 2.0 skeletal tracker versus a marker based motion capture system[J]. Journal of Applied Biomechanics, 2016, 33(2): 176-181.  
[7]NGUYEN D D, LE H S. Kinect gesture recognition: SVM vs. RVM[C]// Seventh International Conference on Knowledge and Systems Engineering. IEEE, 2016: 395-400.

- [8]邓瑞,周玲玲,应忍冬.基于 Kinect 深度信息的手势提取与识别研究[J].计算机应用研究,2013,30(4):1263-1265.  
DENG Rui,ZHOU Lingling,YING Rendong. Gesture extraction and recognition research based on Kinect depth data[J]. Application Research of Computers,2013,30(4):1263-1265.
- [9]石曼银.一种基于 SVM 向量机的手势识别算法[J].电子测试,2013(16):24-25.  
SHI Manyin. The gesture recognition based on one algorithm SVM vector machine[J]. Electronic Test,2013(16):24-25.
- [10]黄文静,马力.基于 Kinect 手势识别的研究与应用[J].电子设计工程,2017(24):166-169.  
HUANG Wenjing,MA Li. A gesture recognition research and application based on Kinect[J]. Electronic Design Engineering,2017(24):166-169.
- [11]张乐,戴广军,朱凯,等.基于 Kinect 的动态手势识别交互算法[J].自动化应用,2017(1):23-25.  
ZHANG Le,DAI Guangjun,ZHU Kai,et al. Interactive algorithm for dynamic gesture recognition based on Kinect[J]. Automation Application,2017(1):23-25.
- [12]吴彩芳,谢钧,俞璐,等.连续隐马尔科夫的静态手势识别法[J].计算机系统应用,2016,25(8):115-119.  
WU Caifang,XIE Jun,YU Lu,et al. Static gesture recognition arithmetic based on CHMM[J]. Computer Systems and Applications,2016,25(8):115-119.
- [13]张毅,张烁,罗元,等.基于 Kinect 深度图像信息的手势轨迹识别及应用[J].计算机应用研究,2012,29(9):3547-3550.  
ZHANG Yi,ZHANG Shuo,LUO Yuan,et al. Gesture track recognition based on Kinect depth image information and its applications[J]. Application Research of Computers,2012,29(9):3547-3550.
- [14]何超,胡章芳,王艳.一种基于改进 DTW 算法的动态手势识别方法[J].数字通信,2013,40(3):21-25.  
HE Chao,HU Zhangfang,WANG Yan. A dynamic gesture recognition method based on improved DTW algorithm[J]. Digital Communication,2013,40(3):21-25.
- [15]RAHEJA J L,MINHAS M,PRASHANTH D,et al. Robust gesture recognition using Kinect:A comparison between DTW and HMM[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics,2015,126(11/12):1098-1104.
- [16]郑斌珏.基于 Kinect 深度信息的手势识别[D].杭州:杭州电子科技大学,2014.
- [17]KIRAC F,KARA Y E,AKARUN L. Real time hand pose estimation using depth sensors[C]//Consumer Depth Cameras for Computer Vision. Springer London,2011:1228-1234.
- [18]RAHEJA J L,CHAUDHARY A,SINGAL K. Tracking of fingertips and centres of palm using KINECT[J]. Computer Science,2013,204(4956):248-252.
- [19]BRAUN A,ALEKSEEW M,KUIJPER A. Exploring machine learning object classification for interactive proximity surfaces[C]//Distributed, Ambient and Pervasive Interactions,2016,9749:157-167.
- [20]FURSATTEL P,PLACHT S,BALDA M,et al. A comparative error analysis of current time-of-flight sensors[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging,2016,2(1):27-41.
- [21]METRILUS GMBH. Metrilus Aiolos finger tracking[CP/OL]. (2015-05-17)[2018-05-31]. <http://www.metrilus.de/blog/portfolio-items/aiolos/>.
- [22]刘阳.基于 Kinect 的手势识别技术研究[D].重庆:重庆大学,2014.
- [23]ZHANG Z. Microsoft Kinect sensor and its effect[J]. IEEE Multimedia,2012,19(2):4-10.
- [24]RAFI U,GALL J,LEIBE B. A semantic occlusion model for human pose estimation from a single depth image[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. IEEE,2015:67-74.
- [25]FRATI V,PRATTICCHIZZO D. Using Kinect for hand tracking and rendering in wearable haptics[C]//World Haptics Conference. IEEE,2011:317-321.

(责任编辑:李磊)