

虚拟空间动态几何畸变量化方法

彭子雄¹, 夏振平^{1,2*}, 张跃渊¹, 李超超², 张元申¹¹苏州科技大学电子与信息工程学院, 江苏 苏州 215009;²苏州科技大学物理科学与技术学院, 江苏 苏州 215009

摘要 立体成像技术广泛应用于增强现实、虚拟现实和混合现实, 其中的虚拟空间动态几何畸变是影响视觉舒适度的重要因素。为了更合理地量化立体成像中的虚拟空间几何畸变, 本文对立体影像获取、显示, 以及人眼感知过程进行了分析, 模拟了其中可能产生的各类几何畸变。同时, 基于虚拟空间中物体的点云数据, 以先分块再聚合的思想对畸变前后的点云进行对比分析, 建立了静态几何畸变量化模型。再基于静态模型与物体运动属性的融合, 得到动态几何畸变量化模型。为了验证所提方法的有效性, 基于 6 组点云设计了 10 种不同程度的几何畸变。结果表明, 所提方法在量化虚拟空间几何畸变时有最优的指标表现, 皮尔逊线性相关系数达到 0.93, 可以准确地反映受测者所感知到的虚拟空间几何畸变。研究内容有望为立体显示几何畸变优化与视觉舒适度提升等研究提供理论参考。

关键词 三维显示; 几何畸变; 客观量化; 视觉感知; 视觉舒适度

中图分类号 TN27 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP232351

Quantitative Model for Dynamic Spatial Distortion in Virtual Environments

Peng Zixiong¹, Xia Zhenping^{1,2*}, Zhang Yueyuan¹, Li Chaochao², Zhang Yuanshen¹¹College of Electronics and Information Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, Jiangsu, China;²College of Physical Science and Technology, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, Jiangsu, China

Abstract Three-dimensional (3D) imaging technology is widely used in augmented, virtual, and mixed realities. Dynamic virtual spatial distortion is an important factor that affects visual comfort. This study analyzes the processes involved in 3D image acquisition, display, and human eye perception to quantify the spatial distortion of virtual space in 3D imaging accurately. This study also simulates different spatial distortions that may occur in the process. The point cloud data of the object in the virtual space before and after distortion are compared and analyzed by first dividing and then aggregating. The quantitative model of static geometric distortion is thus established. The dynamic geometric distortion quantification model is obtained by combining the static model and the object motion attributes. The effectiveness of the proposed method is verified by simulating 10 different degrees of geometric distortion based on six groups of point clouds and comparing the subjective and objective consistencies between the proposed and classical method through subjective evaluation experiments. The results demonstrate that the proposed method has the best index performance in quantifying the geometric distortion of virtual space, and the Pearson's linear correlation coefficient obtained is 0.93, which accurately reflects the geometric distortion perceived by the test subjects. The research will provide a theoretical reference for the research in geometric distortion optimization and visual comfort improvement of 3D displays.

Key words three-dimensional display; geometric distortions; objective quantification; visual perception; visual comfort

1 引言

近年来, 随着元宇宙概念的火热, 增强现实(AR)、

虚拟现实(VR)与混合现实(MR)技术在娱乐、医疗、教育^[1-4]等方面都有着广泛的应用。在人眼感知物体时, 物体在双眼中形成两个有轻微位移的像, 即视差^[5]

收稿日期: 2023-10-23; 修回日期: 2023-11-15; 录用日期: 2023-11-27; 网络首发日期: 2023-12-12

基金项目: 国家自然科学基金(62002254)、江苏省自然科学基金(BK20200988)、中国科协 2022 年度研究生科普能力提升项目(KXYJS2022019)

通信作者: *xzp@usts.edu.cn

表 1 空间坐标转换涉及的符号

Table 1 Symbols used in the space coordinate transformations

Variable	Geometric meaning
P	Points in the object space
(X_o, Y_o, Z_o)	Object spatial coordinates
(X_i, Y_i, Z_i)	Image spatial coordinates
(X_c, Y_c)	Camera sensor plane coordinates, X_{c_l} for the left camera and X_{c_r} for the right camera
(X_s, Y_s)	Display screen plane coordinates, X_{s_l} for the left view and X_{s_r} for the right view
α	Single camera view field
β	Single eye view field
t	Baseline length between the cameras
e	Inter-Pupillary Distance, IPD
W_c	Width of the camera sensor
W_s	Width of the display screen
C	Convergence distance of the 3D camera system
V	Viewing distance of the 3D display system
f	Focal length of the camera
h	Camera sensor offset for convergence

射过程如式(1)所示:

$$\begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \\ Z_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{Mfe}{eZ_o - 2MhZ_o + Mft} X_o \\ \frac{Mfe}{eZ_o - 2MhZ_o + Mft} Y_o \\ \frac{Ve}{eZ_o - 2MhZ_o + Mft} Z_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Mk_1 X_o \\ Mk_1 Y_o \\ \frac{V}{f} k_1 Z_o \end{bmatrix}, \quad (1)$$

式中: M 表示坐标放大倍率; f 表示相机镜头焦距; e 表示瞳距; h 表示相机成像传感器轴向偏移量; t 表示平行相机的基线距离; V 表示观看者相对于显示器的距离,如果是头戴式VR或者其他近眼显示设备(NED),可通过其内置参数换算成观看者观看距离; k_1 表示观看者感知过程中的几何畸变参数。

2.2 静态几何畸变

Woods等^[19]研究了一般3D影像采集与观看中可能出现的畸变情况,Gao等^[20]在此基础上进一步研究独立参数对畸变带来的影响。在物体空间坐标变换到图像空间坐标的过程中,存在一些成像设备光学误差,不同瞳距的观看者观看同一相机基线距离系统获取的立体影像时,观看距离以及观看角度的不同都可能导致物体空间与图像空间坐标不能完美匹配,从而带来不同程度的几何畸变。

在立体显示过程中,由于NED通常采用高放大率的透镜,会产生如式(2)~(4)所示的枕形光学畸变:

$$x_t = x_0(1 + k_2 r^2), \quad (2)$$

$$y_t = y_0(1 + k_2 r^2), \quad (3)$$

$$r^2 = x_0^2 + y_0^2, \quad (4)$$

式中: k_2 为畸变参数; y_0 为原始坐标; y_t 为畸变后坐标。

当原始坐标值离光心越远时,其表现的畸变作用越大,本文中 $k_2 < 0$,表现为枕形畸变。目前大多NED设备自带一定程度的枕形畸变,并且通过正负 k_2 值抵消的方法^[21]自动矫正这种光学畸变。

以SJTU-PCQA点云数据集^[22]中Longdress点云为例,将其坐标范围扩充到真实大小,图2(a)为观看者准确感知无畸变的情况,几种常见的空间几何畸变如图2(b)~(d)所示。

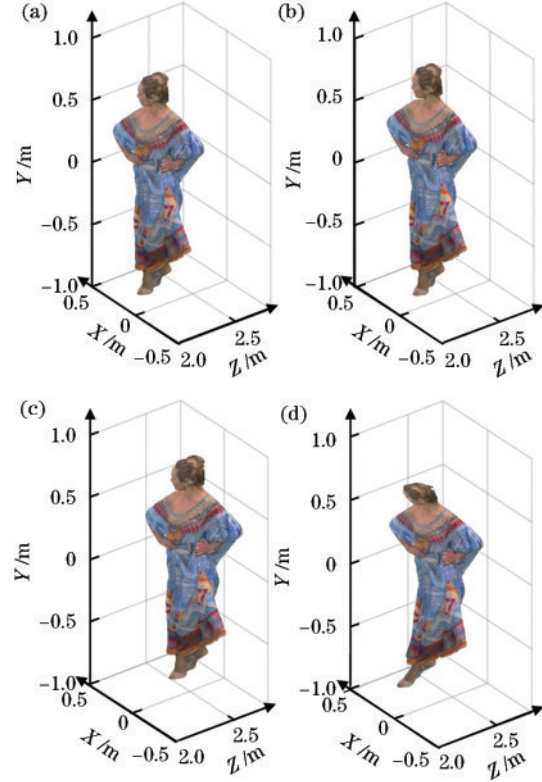


图 2 不同虚拟空间几何畸变。(a)观看者准确感知时的无畸变点云;(b)观看者瞳距与平行相机基线距离不匹配;(c)观看者观看距离与相机会聚距离不匹配;(d)枕形畸变

Fig. 2 Geometric distortions in different virtual spaces. (a) Distortion free point cloud for accurate perception by viewers; (b) the distance between the eye pupil and the baseline of the parallel camera does not match; (c) the distance between the viewing distance of the viewer and the convergence distance of the camera does not match; (d) pincushion distortion

2.3 动态几何畸变

在虚拟立体场景中,人眼感知的虚拟场景在不同深度、不同位置的畸变均不相同,因此在运动场景中,虽然观看者和显示设备的自身属性不会随着时间变化而变化,但是当不同时间点上立体场景中同一物体处于不同位置时,物体自身的虚拟几何畸变也会产生动态变化。所以动态几何畸变在静态几何畸变的基础上,还包含景物的运动属性与时间属性,其中,运动属性由运动方向、运动速度、运动加速度组成,可由视频前后两帧对比获得。

3 基于点云的畸变量化方法

3.1 点云格式

三维空间场景的点云是由一系列表面采样点组成的集合,通常包含其三维坐标位置、颜色、强度和分类值等信息。足够高精度的点云能准确模拟三维空间的物体或场景,因此本文基于此数据格式进行畸变量化研究。

3.2 量化方法介绍

基于物体或场景的点云数据进行虚拟空间的几何畸变量化的流程如图 3 所示。整体流程由 5 个部分组成:配准畸变前后点云,对两组点云进行分区处理,计算每个点的内在储能,计算每组点云的内在储能,计算两组点云总体储能差异并确定畸变值大小。

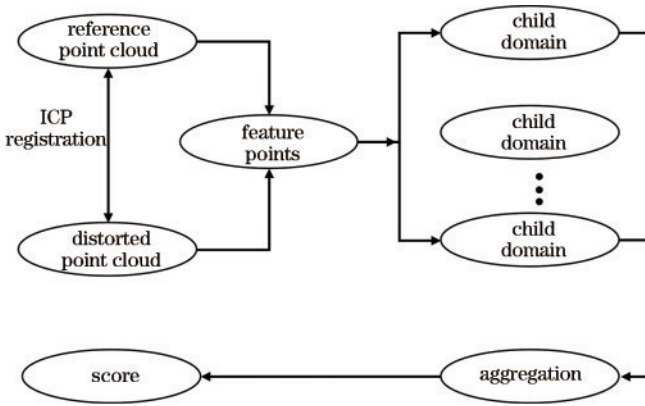


图 3 畸变量化算法流程图

Fig. 3 Flowchart of the distortion quantification algorithm

在进行计算前需要配准两组点云,去除因畸变而造成的计算误差。一般点云质量评价算法都通过最邻近搜索对两组点云进行点的匹配。在虚拟空间场景中,几何畸变并不会使点的数目与颜色发生变化。相反,点云结构变化幅度较大,并且物体本身也可能由于畸变产生位移。这就导致采用最邻近搜索时会出现匹配失准的情况。迭代最近邻点(ICP)配准作为当前应用最为广泛的精配准算法^[23],其基于最小二乘法重复计算最优刚体变换过程,直至所设的收敛条件得到满足。所提方法使用经典 p2pICP 进行配准,具体形式如下:

$$E(\mathbf{R}, \mathbf{T}) = \operatorname{argmin}_{(\mathbf{R}, \mathbf{T})} \frac{1}{|\mathbf{P}_s|} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{P}_i^i - \mathbf{R}\mathbf{P}_s + \mathbf{T}\|^2, \quad (5)$$

式中: \mathbf{P}_s 为参考点云; \mathbf{P}_i 为畸变后点云。算法通过迭代的方式求得最小旋转矩阵 \mathbf{R} 和平移向量 \mathbf{T} ,使得两组点云精确配准。

不同的子域划分方法会影响到畸变评价结果,考虑到人眼视觉系统对高频信息更为敏感,为得到较好的分区特征点,使用改进的高斯滤波器^[24]对点云进行高频特征点提取,再以每个特征点为中心点将配准后的两组点云同时划分为 n 组子域。

假设所有子域中的每个点都通过虚拟弹簧与其中

心点相连,对于任一分区中任一点 \mathbf{X}_i 与其对应中心点 \mathbf{Q}_k 的弹性系数为

$$k_{\mathbf{X}_i, \mathbf{Q}_k} = \|\mathbf{X}_i - \mathbf{Q}_k\|_2. \quad (6)$$

每个点内在储能可由连接此点与原点虚拟弹簧的弹性势能表示:

$$W_{\mathbf{X}_i, \mathbf{Q}_k} = \int_0^{\|\mathbf{X}_i - \mathbf{Q}_k\|_2} -k_{\mathbf{X}_i, \mathbf{Q}_k} l^2 dl, \quad (7)$$

式中: l 为两点虚拟弹簧延长距离。

对于参考点云与畸变点云,其内在储能分别如式(8)、(9)所示:

$$E_{P_r} = \sum_{\mathbf{Q}_k} \sum_{\mathbf{X}_i \in N_{\mathbf{Q}_k}^r} -w_{\mathbf{X}_i, \mathbf{Q}_k}, \quad (8)$$

$$E_{P_d} = \sum_{\mathbf{Q}_k} \sum_{\mathbf{X}_i \in N_{\mathbf{Q}_k}^d} -w_{\mathbf{X}_i, \mathbf{Q}_k}. \quad (9)$$

最后,通过计算两组点云内在储能的相似度来衡量畸变点云的畸变程度,具体形式如下:

$$S = \frac{2 \times E_{P_r} \times E_{P_d} + \epsilon}{E_{P_r}^2 + E_{P_d}^2 + \epsilon}, \quad (10)$$

式中: ϵ 为防止分母为 0 的无穷小数。两组点云相似度 S 越高,表示畸变值越小。

4 动态畸变量化

在运动场景中,被感知运动物体在不同的时间点处于不同位置,导致畸变值也与时间相关。假设 E_s 为原始点云的总储能,任一时刻畸变后点云的总储能可表示为 E_{s_t} ,则式(10)可更新为

$$S_t = \frac{2 \times E_s \times E_{s_t} + \epsilon}{E_s^2 + E_{s_t}^2 + \epsilon}. \quad (11)$$

基于时间相关的储能相似度畸变量化,任一时刻 t 的畸变速度与畸变加速度可分别由式(12)、(13)表示:

$$V_t = dS_t/dt, \quad (12)$$

$$a_t = dV_t/dt. \quad (13)$$

为了更直观地展示虚拟空间动态畸变计算过程,假设虚拟场景的观看参数如下:观看者瞳距为 53 mm,观看距离为 3 m;虚拟场景的获取参数如下:虚拟相机平行摄像头基线距离为 63 mm,会聚距离为 3 m。以观看者双目中心点为原点,目光正前方为 Z 轴正方向,右手为 X 轴正方向,建立垂直坐标系,horse 在观看者前方(1, 1, 1) m 处以 0.5 m/s 的速度向(4, 1, 5) m 处匀速移动,此运动过程中畸变值变化情况如图 4 所示。

5 主客观一致性

为了验证所提方法的有效性,本文基于 6 组点云设计了 10 种不同程度的几何畸变,通过主观评价实验对比了所提方法与经典方法的主客观一致性。

5.1 数据集准备

实验在斯坦福数据库与 Sketchfab 在线数据库中选择了 6 个高质量静态点云,如图 5 所示。这些模型广泛应用于点云质量评价工作中,分别是 LongDress、

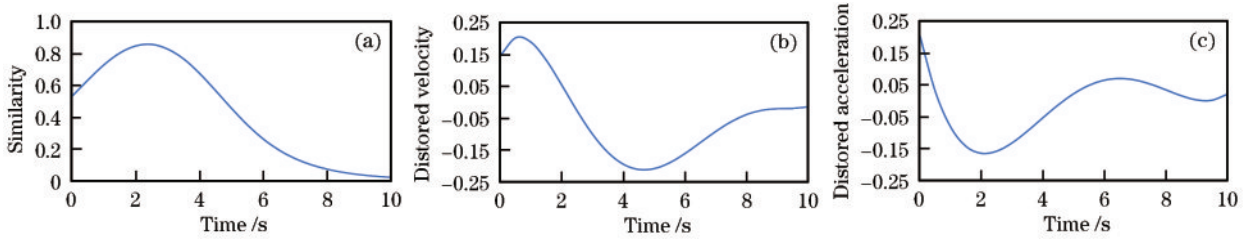


图 4 在设定场景中的动态畸变值。(a)相似度变化曲线图;(b)畸变速度曲线图;(c)畸变加速度曲线图

Fig. 4 The dynamic distortion value in the set scene. (a) Similarity curve; (b) distorted velocity curve; (c) distorted acceleration curve

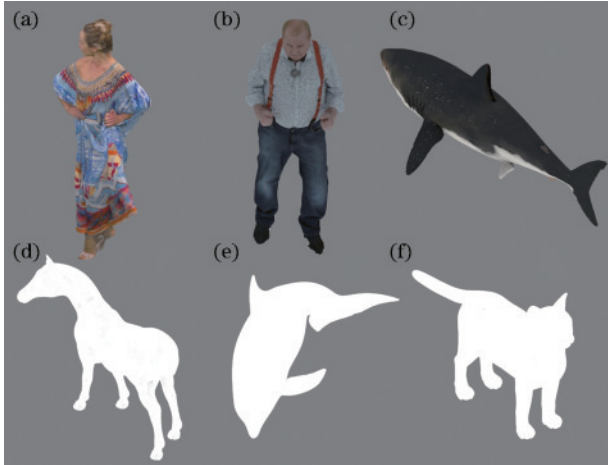


图 5 实验选取的 6 个参考点云。(a) LongDress; (b) Hhi; (c) Shark; (d) Horse; (e) Dolphin; (f) Cat

Fig. 5 Six reference point clouds selected for the experiment.

(a) LongDress; (b) Hhi; (c) Shark; (d) Horse; (e) Dolphin; (f) Cat

Hhi、Shark、Horse、Dolphin 和 Cat。

其中：点云 LongDress、Hhi、Shark 为有色点云，其余为无色点云；点云 LongDress 和 Hhi 为人物点云，其余为动物点云。实验为每个点云设置了 10 组空间几何畸变，共获得 60 组畸变点云。其中，轻度观看畸变 2 组，中度观看畸变 2 组，严重观看畸变 2 组，轻度显示畸变 1 组，中度显示畸变 1 组，严重显示畸变 1 组，以及组合畸变 1 组。显示畸变采用正负值抵消的方式模拟。

由于所选参考模型精度较高，在模拟畸变前，需要对参考点云进行轻量化抽稀、缩放和平移预处理。具体来说，首先对于点数量较多的点云进行子采样以控制点数量在合理的范围内，方便模拟虚拟几何畸变。其次，需要将畸变前后点云模型进行适当的缩放以便受测者进行观测。最后，将点云中心位置移动到(0, 0, 0)，不进行旋转操作。

5.2 实验设备及实验流程

实验使用 27 英寸 1920×1080 分辨率的飞利浦 3D 显示器 (PHILIPS, 278G4DHSD)。根据受测者瞳距调整虚幻 4 (由 Epic Games 公司推出的一款游戏开发引擎) 中虚拟相机位置，渲染成不同 3D 视频，确保每位受测者看到的虚拟几何畸变一致。视频内容的左侧为

参考点云，右侧为畸变点云。视频背景设置为灰色，同时采用自然光照射，利于受测者注意力集中于中心部分。平行相机围绕两点云中心点旋转一周，所有 60 段视频的帧率均为 30 frame/s，播放时间为 20 s。

实验设置如图 6 所示，由于受测者观看距离会影响观看图像的畸变，实验前引导受测者端坐于显示屏前，双目正对显示屏正中央位置，同时根据式 (14)^[25] 调整每位受测者观看距离确保其视场角为 60°。为确保受测者所观看到图像的一致性，使用 UE4 生成实验视频时，设置虚拟相机视场角为 60°，同时根据受测者瞳距与观看距离设置平行摄像头基线距离与相机会聚距离，使得受测者瞳距与虚拟平行相机基线距离之比和受测者观看距离与虚拟相机会聚距离之比均为 1:10。

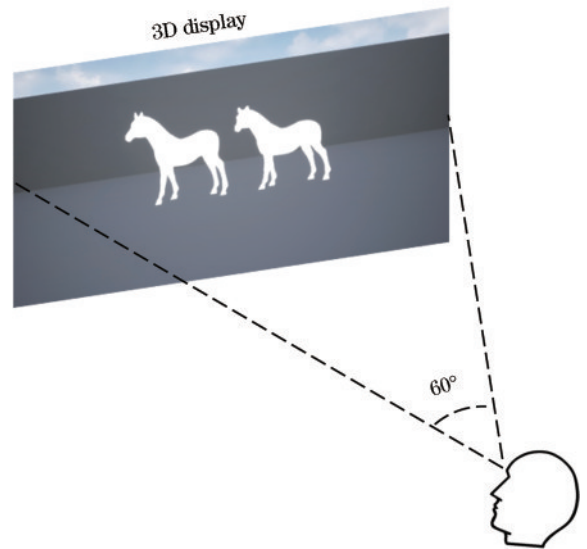


图 6 视觉感知实验设置

Fig. 6 Visual perception experiment settings

$$V_{FOV} = 2 \times \arctan [W_s / (2 \times V)] \quad (14)$$

为避免实验顺序的影响，实验中 60 段视频随机播放，受测者采用 1~5 分评分标准，根据所感知到的 3D 影像对畸变点云的畸变程度进行打分。若受测者无法对当前畸变点云进行评分，可以选择重播或者暂停当前视频。在正式实验前有预实验，方便受测者熟悉实验设备及实验流程。考虑到受测者疲劳程度会影响实验结果，在播放 30 组视频后设置休息时间。遵循 ITU-R^[27] 建议书，共有 21 名受测者 (女性 7 名) 参与实

验,年龄范围为 21~30 岁,平均年龄为 24 岁,所有受测者视力正常或矫正至正常。

5.3 实验结果

目前主流点云几何畸变的客观质量评价方法有点对点^[11]、点对面^[12]、投影^[16]、PSNR-geom^[14]。为了评价不同客观量化方法与主观评价的一致性,使用下列逻辑函数^[26]将客观质量得分动态映射到一个通用量:

$$Q_i = b_1 \left\{ \frac{1}{2} - \frac{1}{1 + \exp[b_2(s_i - b_3)]} \right\} + b_4 s_i + b_5, \quad (15)$$

式中: s_i 表示客观质量评价模型计算得到的第*i*个畸变点云质量分数; Q_i 表示对应的映射分数; b_1, b_2, b_3, b_4, b_5 为拟合回归模型参数。实验使用 3 个不同的性能指标评估量化方法的主客观一致性,包括衡量预测精度的皮尔逊线性相关系数(PLCC)、预测单调性的斯皮尔曼等级相关系数(SROCC)和预测一致性的均方根误差(RMSE)^[28]。PLCC 与 SROCC 的值越高, RMSE 值越低,表示客观评价模型更加符合主观的评判标准。

为了判别受测者的不同评分行为,遵循 ITU-R 建议书^[27]中描述的非群值检测方案,没有发现异常值。因此,每个畸变点云的最终主观得分建立在总共 21 个评分的基础上。实验数据如表 2 所示,粗体表示最优值。

表 2 不同客观方法性能指标

Table 2 Performance indicators of different objective methods

Method	Indicator		
	PLCC	SROCC	RMSE
p2point ^[11]	0.83	0.75	0.34
p2plane ^[12]	0.70	0.54	0.45
3D-2D ^[16]	0.75	0.49	0.41
PSNR-geom ^[14]	0.86	0.71	0.34
Proposed method	0.93	0.86	0.24

结果表明,相比于其他方法,所提方法每项指标均有大幅度领先, PLCC 系数达到 0.93, SROCC 达到 0.86, RMSE 低至 0.24。这主要是因为量化过程中以先分区再集中的方式考虑几何畸变,更加符合人眼视觉系统的感知规律。

6 结 论

立体成像技术广泛应用于现代生活中的娱乐、影视、医疗等行业,而虚拟空间呈现的质量将直接影响观看者的视觉舒适度。本文详细分析立体影像获取、显示及人眼感知过程,并利用点云数据模拟了观看者在感知过程中可能遇到的各类几何畸变。在此基础上,利用先分块再聚合的思想建立了一个完整的动态虚拟空间几何畸变的量化模型。在 6 组点云上各设置 10 组几何畸变进行视觉感知实验,通过主客观一致性将所提方法与经典方法进行对比。结果表明,所提方法

具有最优的一致性与准确性, PLCC 系数达到 0.93, SROCC 达到 0.86, RMSE 低至 0.24。所提方法为量化虚拟空间几何畸变提供了模型基础,同时也为立体显示畸变优化与视觉舒适度提升等研究提供理论参考。

参 考 文 献

- [1] 郭中远,徐锋,王贵洋,等.基于虚拟现实的移动机器人真实环境三维建模系统[J].激光与光电子学进展,2023,60(2):0233001.
Guo Z Y, Xu F, Wang G Y, et al. 3D modeling system of mobile robot based on virtual reality in real environment [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(2): 0233001.
- [2] 罗栩豪,董思禹,王占山,等.超表面VR/AR显示技术研究进展[J].激光与光电子学进展,2022,59(20):2011002.
Luo X H, Dong S Y, Wang Z S, et al. Research progress of metasurface-based VR/AR display technology [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(20): 2011002.
- [3] 蔡晓峰,宋恭渝,杨鑫,等.紧凑型纯相位全息近眼三维显示[J].光学学报,2023,43(5):0509002.
Cai X F, Song G Y, Yang X, et al. Compact phase-only holographic near-eye 3D display[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(5): 0509002.
- [4] 石晓卫,苑慧,吕茗萱,等.虚拟现实技术在医学领域的研究现状与进展[J].激光与光电子学进展,2020,57(1):010006.
Shi X W, Yuan H, Lü M X, et al. Current status and progress of virtual reality technology in medical field[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(1): 010006.
- [5] Jones R K, Lee D N. Why two eyes are better than one: the two views of binocular vision[J]. Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance, 1981, 7(1): 30-40.
- [6] Nojiri Y, Yamanoue H, Hanazato A, et al. Visual comfort/discomfort and visual fatigue caused by stereoscopic HDTV viewing[J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5291: 303-313.
- [7] Hettlinger L J, Riccio G E. Visually induced motion sickness in virtual environments[J]. Presence: Teleoperators and Virtual Environments, 1992, 1(3): 306-310.
- [8] 胡志新,曹刘洋,裴东芳,等.自适应精简点云改进预处理优化三维重建算法[J].激光与光电子学进展,2023,60(20):2028005.
Hu Z X, Cao L Y, Pei D F, et al. Improved preprocessing and optimized 3D reconstruction algorithm of adaptive simplified point cloud[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(20): 2028005.
- [9] 曹桂萍,刘行思,刘念,等.基于激光三维点云分割地铁隧道壁表面物体[J].光学学报,2020,40(21):2110001.
Cao G P, Liu X S, Liu N, et al. Segmentation of subway tunnel wall surface objects based on laser 3D

- point cloud[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(21): 2110001.
- [10] 梁浩林, 蔡怀宇, 刘博翀, 等. 基于图像与点云融合的公路撒落物检测算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, 60(10): 1010001.
Liang H L, Cai H Y, Liu B C, et al. Road falling objects detection algorithm based on image and point cloud fusion [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(10): 1010001.
- [11] Cignoni P, Rocchini C, Scopigno R. Metro: measuring error on simplified surfaces[J]. *Computer Graphics Forum*, 1998, 17(2): 167-174.
- [12] Tian D, Ochimizu H, Feng C, et al. Geometric distortion metrics for point cloud compression[C]//2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 17-20, 2017, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2018: 3460-3464.
- [13] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.
- [14] de Queiroz R L, Chou P A. Motion-compensated compression of dynamic voxelized point clouds[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2017, 26(8): 3886-3895.
- [15] Alexiou E, Ebrahimi T. Point cloud quality assessment metric based on angular similarity[C]//2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME), July 23-27, 2018, San Diego, CA, USA. New York: IEEE Press, 2018.
- [16] Torlig E M, Alexiou E, Fonseca T A, et al. A novel methodology for quality assessment of voxelized point clouds[J]. *Proceedings of SPIE*, 2018, 10752: 107520I.
- [17] Xu Y L, Yang Q, Yang L, et al. EPES: point cloud quality modeling using elastic potential energy similarity[J]. *IEEE Transactions on Broadcasting*, 2022, 68(1): 33-42.
- [18] Balsera M, Stepaniants S, Izrailev S, et al. Reconstructing potential energy functions from simulated force-induced unbinding processes[J]. *Biophysical Journal*, 1997, 73(3): 1281-1287.
- [19] Woods A J, Docherty T, Koch R. Image distortions in stereoscopic video systems[J]. *Proceedings of SPIE*, 1993, 1915: 36-48.
- [20] Gao Z P, Hwang A, Zhai G T, et al. Correcting geometric distortions in stereoscopic 3D imaging[J]. *PLoS One*, 2018, 13(10): e0205032.
- [21] Kuhl S A, Thompson W B, Creem-Regehr S H. HMD calibration and its effects on distance judgments[J]. *ACM Transactions on Applied Perception*, 2009, 6(3): 1-20.
- [22] Yang Q, Chen H, Ma Z, et al. Predicting the perceptual quality of point cloud: a 3D-to-2D projection-based exploration[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2021, 23: 3877-3891.
- [23] Besl P J, McKay N D. Method for registration of 3-D shapes[J]. *Proceedings of SPIE*, 1992, 1611: 586-606.
- [24] Chen S H, Tian D, Feng C, et al. Fast resampling of three-dimensional point clouds via graphs[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2018, 66(3): 666-681.
- [25] 李振东, 俞琼. 相机视图的参数控制[J]. *东华大学学报(自然科学版)*, 2005, 31(4): 127-130.
Li Z D, Yu Q. Controlling parameters of the camera view [J]. *Journal of Donghua University, Natural Science*, 2005, 31(4): 127-130.
- [26] ITU-R BT. 500-13: methodology for the subjective assessment of the quality of television pictures[S]. Geneva: International Telecommunication Union, 2012.
- [27] Sheikh H R, Sabir M F, Bovik A C. A statistical evaluation of recent full reference image quality assessment algorithms[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(11): 3440-3451.
- [28] Sheikh H R, Wang Z, Cormack L, et al. Live image quality assessment database release 2[EB/OL]. [2015-06-15]. <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>.