



JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象 图形学报

2020
08
VOL.25

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



三维建模和步态识别 P1539



第25卷第8期（总第292期）

2020年8月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

通信地址 北京市海淀区北四环西路19号

邮 编 100190

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-58887035

网 址 www.cjig.cn

广告发布登记号 京朝工商广登字20170218号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

Address No. 19, North 4th Ring Road West, Haidian District,
Beijing, P. R. China

Zip code 100190

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-58887035

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

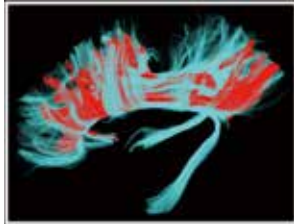
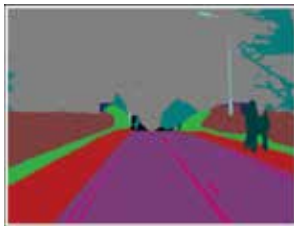
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

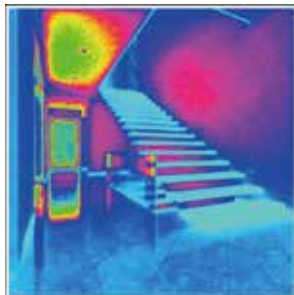
国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 60.00元

神经纤维跟踪算法研究进展
(第1513页)

结合注意力机制的双路径语义分割(第1627页)



突变策略下多通路Metropolis光照传播(第1658页)

综述

神经纤维跟踪算法研究进展

李茂, 何建忠, 冯远静 1513

多模态生物特征提取及相关性评价综述

杨雪鹤, 刘欢喜, 肖建力 1529

图像分析和识别

异常步态3维人体建模和可变视角识别

罗坚, 黎梦霞, 罗诗光 1539

扩展点态卷积网络的点云分类分割模型

张新良, 付陈琳, 赵运基 1551

特征一致性约束的视频目标分割

征煜, 陈亚当, 郝川艳 1558

增量角度域损失和多特征融合的地标识别

毛雪宇, 彭艳兵 1567

部件检测和语义网络的细粒度鞋类图像检索

陈前, 刘骊, 付晓东, 刘利军, 黄青松 1578

图像理解和计算机视觉

图注意力网络的场景图到图像生成模型

兰红, 刘秦邑 1591

跨层多模型特征融合与因果卷积解码的图像描述

罗会兰, 岳亮亮 1604

Haar-like特征双阈值Adaboost人脸检测

刘禹欣, 朱勇, 孙结冰, 王一博 1618

结合注意力机制的双路径语义分割

翟鹏博, 杨浩, 宋婷婷, 余亢, 马龙祥, 黄向生 1627

自学习规则下的多聚焦图像融合

刘子闻, 罗晓清, 张战成 1637

车路视觉协同的高速公路防碰撞预警算法

蔡创新, 高尚兵, 周君, 黄子赫 1649

计算机图形学

突变策略下多通路Metropolis光照传播

贺怀清, 赵煜桢, 刘浩翰, 王旭 1658

融合DNN与AABB-圆形包围盒自碰撞检测

靳雁霞, 程琦甫, 张晋瑞, 齐欣, 马博, 贾瑶 1674

医学图像处理

压缩感知下溃疡性结肠炎辅助诊断

杨海清, 孙道洋 1684

特征重用和注意力机制下肝肿瘤自动分类

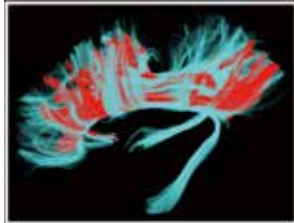
冯诺, 宋余庆, 刘哲 1695

融合注意力机制和高效网络的糖尿病视网膜病变识别与分类

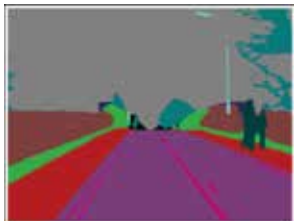
张子振, 刘明, 朱德江 1708

CONTENTS

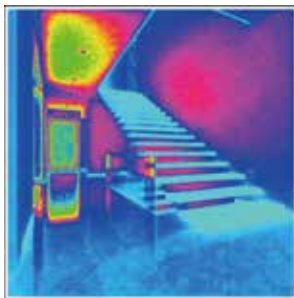
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Research progress of neural fiber tracking(P1513)



Two-path semantic segmentation algorithm combining attention mechanism(P1627)



Improved multiplexed Metropolis light transport based on fusion mutation strategy(P1658)

Review

Research progress of neural fiber tracking

Li Mao, He Jianzhong, Feng Yuanjing 1513

Extraction and relevance evaluation for multimodal biometric features

Yang Xuehe, Liu Huanxi, Xiao Jianli 1529

Image Analysis and Recognition

Parametric 3D body modeling and view-invariant abnormal gait recognition

Luo Jian, Li Mengxia, Luo Shiguang 1539

Extended pointwise convolution network model for point cloud classification and segmentation

Zhang Xinliang, Fu Chenlin, Zhao Yunji 1551

Video object segmentation algorithm based on consistent features

Zheng Yu, Chen Yadang, Hao Chuanyan 1558

Landmark recognition based on ArcFace loss and multiple feature fusion

Mao Xueyu, Peng Yanbing 1567

Fine-grained shoe image retrieval by part detection and semantic network

Chen Qian, Liu Li, Fu Xiaodong, Liu Lijun, Huang Qingsong 1578

Image Understanding and Computer Vision

Image generation from scene graph with graph attention network

Lan Hong, Liu Qinyi 1591

Image caption based on causal convolutional decoding with cross-layer multi-model feature fusion

Luo Huilan, Yue Liangliang 1604

Improved Adaboost face detection algorithm based on Haar-like feature statistics

Liu Yuxin, Zhu Yong, Sun Jiebing, Wang Yibo 1618

Two-path semantic segmentation algorithm combining attention mechanism

Zhai Pengbo, Yang hao, Song Tingting, Yu Kang, Ma Longxiang, Huang Xiangsheng 1627

Multi-focus image fusion with a self-learning fusion rule

Liu Ziwen, Luo Xiaoqing, Zhang Zhancheng 1637

Freeway anti-collision warning algorithm based on vehicle-road visual collaboration

Cai Chuangxin, Gao Shangbing, Zhou Jun, Huang Zihe 1649

Computer Graphics

Improved multiplexed Metropolis light transport based on fusion mutation strategy

He Huaqing, Zhao Yuzhen, Liu Haohan, Wang Xu 1658

Self-collision detection algorithm based on fused DNN and AABB-circular bounding box

Jin Yanxia, Cheng Qifu, Zhang Jinrui, Qi Xin, Ma Bo, Jia Yao 1674

Medical Image Processing

Adjunctive diagnosis of ulcerative colitis under compressed sensing

Yang Haiqing, Sun Daoyang 1684

Automatic classification of liver tumors by combining feature reuse and attention mechanism

Feng Nuo, Song Yuqing, Liu Zhe 1695

Automatic recognition and classification of diabetic retinopathy images by combining an attention mechanism and an efficient network

Zhang Zizhen, Liu Ming, Zhu Dejiang 1708

中图法分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2020)08-1674-10

论文引用格式: Jin Y X, Cheng Q F, Zhang J R, Qi X, Ma B and Jia Y. 2020. Self-collision detection algorithm based on fused DNN and AABB-circular bounding box. Journal of Image and Graphics, 25(08): 1674-1683 (靳雁霞, 程琦甫, 张晋瑞, 齐欣, 马博, 贾瑶. 2020. 融合 DNN 与 AABB—圆形包围盒自碰撞检测. 中国图象图形学报, 25(08): 1674-1683) [DOI:10.11834/jig.190548]

融合 DNN 与 AABB—圆形包围盒自碰撞检测

靳雁霞, 程琦甫, 张晋瑞, 齐欣, 马博, 贾瑶

中北大学大数据学院, 太原 030051

摘要: 目的 为了解决自碰撞检测剔除率低和检测速度慢的问题, 提出一种 AABB(aix align bounding box)—圆形包围盒树结构和具有二分类功能的深度神经网络(deep neural network, DNN)加速包围盒相交检测的方法。方法 对变形体构建 AABB—圆形包围盒树, 即对内部节点构建 AABB 包围盒, 对叶子节点构建圆形包围盒。根据 AABB—圆形包围盒生成包围盒测试树(bounding volume test tree, BVTT), 采用深度神经网络优化 BVTT 的包围盒相交测试和法向锥测试, 输出碰撞三角形对。结果 在确定最优隐含层数和每层最优节点数保证深度神经网络达到最佳准确率的情况下, 实验结果表明, 在没有自碰撞的情况下, 本文方法与 AABB-OB 方法、经典包围盒方法耗时相同, 但在自碰撞足够多的模拟场景中, 融合深度神经网络的 AABB—圆形包围盒方法比 AABB-OB(oriented bounding box)方法和经典的包围盒方法速度更快, 整体耗时缩短了 21%~37%。同时, 对 5 种方法的更新率、检测效率和图元相交测试时间进行实验对比, 发现本文方法比 AABB-OB 方法和经典的方法具有更好的贴合性和更快的相交测试速度。结论 本文方法相对于 AABB-OB 方法、经典包围盒方法的测试速度更快, 不仅提高了自碰撞检测高层剔除率, 同时降低了模拟整体耗时, 更适用于实时变形体自碰撞检测领域。

关键词: 自碰撞检测; 混合层次包围盒; 圆形包围盒; 深度神经网络; 图元相交测试

Self-collision detection algorithm based on fused DNN and AABB-circular bounding box

Jin Yanxia, Cheng Qifu, Zhang Jinrui, Qi Xin, Ma Bo, Jia Yao

School of Big Data, North University of China, Taiyuan 030051, China

Abstract: Objective The deformation body simulation technology has been continuously developed in recent years and has been widely investigated in virtual simulation. It has been widely used in animation, design, and games. In the computer virtual environment, rapid and accurate self-collision detection can immensely enhance the realistic sense of deformation body simulation. A cloth is a representative deformable body composed of a large number of geometric elements, which is characterized by thin and soft, and easy to deform, squeeze, and wrinkle. Therefore, fabric self-collision should be detected and penetration should be prevented to ensure the reality of fabric simulation. Data analysis shows that self-collision detection takes 60%~80% of the time in the simulated scene of a deformed body. Self-collision detection of cloth frequently consumes considerable time resources. For the deformation model without thickness, such as cloth, whether the fabric itself has a collision is difficult to determine through traditional collision detection in real time. Therefore, self-collision detection is a cutting-edge problem in cloth simulation. The self-collision detection effect of a deformed body, such as

收稿日期: 2019-10-25; 修回日期: 2020-01-08; 预印本日期: 2020-01-15

cloth, largely determines the authenticity of virtual simulation. Real-time is a difficult point in self-collision detection. Self-collision detection consumes considerable time because the cloth model consists of many primitives. Most existing self-collision detection algorithms focus on improving the test speed. The traditional self-collision detection algorithm uses bounding box test, which is extremely large and complex. It cannot meet the accuracy and real-time requirements at the same time. In other words, the pursuit of accuracy will prolong the time consumed by calculation, and the pursuit of real-time will reduce the detection accuracy. The above conditions will make the simulation effect insufficiently real. A previous work combined the normal cone test with traditional collision detection method, reduced the computation of intersection detection, and improved the detection speed to improve the speed of self-collision detection without affecting the detection accuracy. The calculation of the intersection test of the primitives is reduced by constructing a hybrid hierarchy composed of various bounding boxes to improve the fit of the bounding box. However, the improved algorithm cannot meet the real-time and accuracy requirements. This paper proposes a method combining the axis align bounding box (AABB)-circular hybrid hierarchy of deep neural networks to solve the above problems.

Method This paper proposes an AABB-circular hybrid hierarchical bounding box that integrates deep neural networks. The working principle is described as follows. First, an AABB-circular hybrid hierarchical bounding box tree is built for the clothing model. The AABB hierarchical boundary box tree is constructed for the model, and the three vertices of the triangle are used to calculate the circular boundary frame of the leaf nodes. Second, a bounding volume test tree (BVTT) is generated in accordance with the AABB-circular hierarchical bounding box. Third, the corresponding normal cone is calculated for the nodes in the constructed BVTT tree. Fourth, a bounding box test is performed first, followed by a normal cone test, and multiple pairs of potential collision primitives are outputted. Finally, multiple pairs of collision triangles are outputted by performing a primitive intersection test on the potential collision primitive.

Result Experimental results shows that the proposed method achieves a balance between accuracy and time consumption on the premise of finding the optimal number of hidden layers in the deep neural network and the optimal number of nodes in each layer. The AABB-oriented bounding box (OBB) algorithm takes 19% to 33% less time than the classic self-collision detection algorithm. We compared the proposed method with the AABB-OBB method and three classical methods in terms of time consumption of updating, detecting, and primitive testing to verify the advantages of the proposed method in computation time. Experimental results show that the proposed method consumes a small amount of update time, optimizes the speed of primitive crossover testing, and reduces the overall time consumption. We compared the proposed method with the AABB-OBB method and three classic methods in the primitive intersection test to verify its superiority in terms of fit. The proposed method has the least number of pattern intersection tests and the best fit.

Conclusion An AABB-circular hybrid hierarchical self-collision detection method based on deep neural network is proposed. The AABB and the round form a hybrid layer bounding box to perform self-collision detection on the cloth. The intersection of the circular bounding box is detected using a deep neural network. Compared with the classic AABB-OBB bounding box and the classic three bounding boxes, the accuracy and timeliness of the AABB-circular hybrid hierarchical bounding box with fusion deep neural network are verified from multiple indicators.

Key words: self-collision detection; hybrid bounding volume hierarchy; circular bounding volume; deep neural network (DNN); graph element intersection test

0 引言

自碰撞检测是增强变形体模拟真实感的关键,也是计算量最大的环节,提高自碰撞检测效率是虚拟仿真领域的前沿问题。最早的自碰撞检测只进行层次包围盒测试,然而,层次包围盒测试无法剔除相邻图元。针对这一问题,Volino 和 Thalmann(1995)提出了两个优化方法:基于曲率的测试和轮廓测试。

之后的研究(Provot, 1997; Schwartzman 等, 2010; Wang 等, 2017, 2018; Wong 和 Cheng, 2016, 2014)大多是通过这两个优化方法进行改进来提升自碰撞检测的效率。基于曲率的测试和轮廓测试对邻近图元有良好的剔除效果,但无法剔除由于包围盒冗余空间保留下来的非相交图元。使用紧密的包围盒可以提高剔除准确率,但测试和更新计算会变复杂,反而增加了渲染耗时(Wang 等, 2018)。

混合层次包围盒将多种包围盒结合在一起,解

决贴合性和整体耗时导致的速度瓶颈,使碰撞检测的精度更高、速度更快(Liu 等,2017)。随着图元数量的增加,混合层次包围盒的效率明显提升(孙敬荣和卢新明,2018;Wang 等,2018;刘超,2018)。然而,在混合层次包围盒遍历过程中,存在影响算法效率的复杂计算。

机器学习方法擅长逼近复杂计算过程(Schmidhuber,2015;Mammadli 等,2019),大量研究将机器学习方法应用到变形体模拟中来改进算法效率。Oh 等人(2018)提出了一种将传统的基于物理的仿真方法与深度神经网络相结合的布料仿真方法。石敏等人(2017)通过机器学习模型,建立了人体运动与服装变形之间的关系。Chen 等人(2018)提出了一种基于深度学习的网格超分辨率方法,用来丰富低分辨率织物的褶皱网格。

针对上述问题,本文提出融合深度神经网络的 AABB(Axis align bounding box)—圆形包围盒方法。首先,采用 AABB 剔除不相交的图元;其次,采用圆形包围盒再次剔除不相交的图元,减少图元相交测试次数。最后,采用深度神经网络优化圆形包围盒的相交检测复杂度,提升检测速度。

1 本文方法

在自碰撞检测中,诸如 AABB、Sphere 与 k -DOP(discrete orientation polytopes)等包围盒在三角形的法向矢量方向上会产生冗余空间,导致 BVTT(bounding volume test tree)树的叶子节点的剔除率降低。针对这一问题,本文提出了一种融合深度神经网络的 AABB-圆形包围盒方法。提升 BVTT 在叶子节点的剔除率,降低图元相交测试次数,提升自碰撞检测的整体速度。具体步骤如下:

- 1) 对变形体构建 AABB—圆形包围盒;
- 2) 根据 AABB—圆形包围盒构建 BVTT;
- 3) 基于深度神经网络优化 BVTT 树进行包围盒测试和法向锥测试,输出三角形碰撞对。

2 AABB—圆形包围盒

2.1 一种无厚度的新型包围盒

法向锥测试后,需要使用经典包围盒对候选集

进行二次剔除。由于经典包围盒在图元的法向量的方向上具有厚度,导致三角形对的剔除效率低。针对以上问题,本文提出没有厚度的圆形包围盒。圆形包围盒与三角形面片处于同一个平面上,并且三角形面片处于圆形包围盒内部,如图 1 所示。

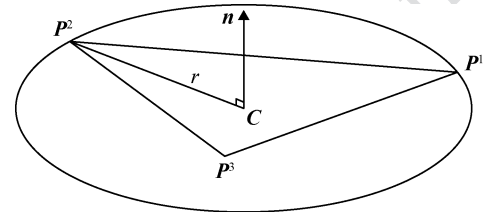


图 1 圆形包围盒的俯视效果图

Fig. 1 Circular bounding box from top view

圆形包围盒的参数定义如下:

- 1) 圆心坐标 C 。将三角形的质心作为圆形的圆心。具体为

$$C = \frac{1}{3} \left(\sum_{i=1}^3 p_x^i, \sum_{i=1}^3 p_y^i, \sum_{i=1}^3 p_z^i \right) \quad (1)$$

式中,三角形顶点坐标 $P^i = (p_x^i, p_y^i, p_z^i)$, $i = 1, 2, 3$ 。

- 2) 半径 r 。选用圆心到顶点距离的最大值,即

$$r = \max \{ |C - P^1|, |C - P^2|, |C - P^3| \} \quad (2)$$

- 3) 法向矢量 n 。圆形法向矢量即三角形的法向矢量,即

$$n = \frac{(P^1 - P^2) \times (P^1 - P^3)}{|(P^1 - P^2) \times (P^1 - P^3)|} \quad (3)$$

2.2 构建 AABB-圆形包围盒

由于 AABB 对图元的贴合性差,而圆形包围盒对图元贴合性好,使得检测、更新速度快,相交检测计算、更新计算简便,所以本文提出 AABB 与圆形包围盒混合的层次包围盒。对叶子节点构建圆形包围盒,对根节点以及内部节点构建 AABB 包围盒,如图 2 所示,正方形代表 AABB,圆形代表圆形包围盒。

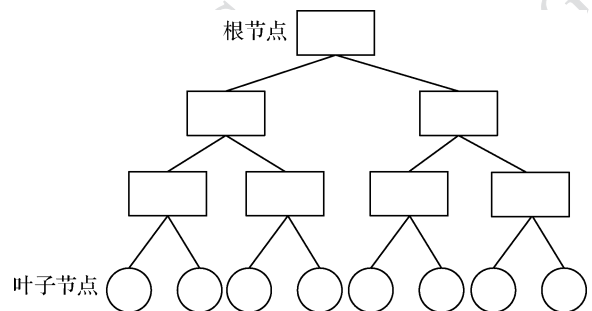


图 2 AABB—圆形包围盒

Fig. 2 AABB-circular bounding box

3 AABB—圆形包围盒的相交测试

3.1 AABB 与圆形包围盒的相交测试算法

AABB 与圆形包围盒的相交测试算法的具体步骤如下:

输入: 圆形和 AABB 的参数。

输出: 两个包围盒相交状态。

1) 判断圆心 C 是否在 AABB 内, 若在, 则返回“相交”, 结束算法; 若不在, 执行步骤 2);

2) 计算圆形所在平面 $\pi_c: n_c \times X = d_c$ 与 AABB 其中一个矩形所在平面 $\pi_r: n_r \times X = d_r$ 的交线 L , 检测 C 到 L 的距离 l_{c-L} 是否大于 r , 若是, 执行步骤 3)。其中, n_c 和 n_r 分别为平面 π_c 和 π_r 的法向量。否则, 执行步骤 4)。交线 L 和距离 l_{c-L} 的计算公式为

$$L = (d_c n_r - d_r n_c) \times d / (d \cdot d) + t d \quad (4)$$

$$l_{c-L} = \frac{(C - (d_c n_r - d_r n_c) \times d / (d \cdot d)) \times d}{|d|} \quad (5)$$

式中, $d = n_c \times n_r$, 表示 n_c 和 n_r 的叉积。

3) 计算圆形所在平面 π_c 与下一个 AABB 矩形面所在平面 π_{r+1} 的交线 L , 执行步骤 2), 直到检测完 AABB 的 6 个面, 返回“未相交”, 结束算法;

4) 计算 L 是否与对应矩形的四条边发生相交, 若与任意边发生相交, 返回“相交”, 结束算法; 否则, 返回步骤 3)。

3.2 基于几何的圆形包围盒之间相交测试算法

基于几何的圆形包围盒之间相交测试算法的具体步骤如下:

输入: 两个圆形的圆心位置坐标 C_1 、 C_2 及法向量 n_1 、 n_2 。

输出: 两个圆形相交状态。

1) 通过 C_1 和 C_2 求向量 m , 计算 n_1 和 n_2 之间的点积 a , 以及 m 和 n_1 之间的点积 b , 具体为

$$m = C_1 - C_2 \quad (6)$$

$$a = n_1 \cdot n_2 \quad (7)$$

$$b = m \cdot n_1 \quad (8)$$

2) 当 $a = 1$ 或 -1 并且 $b = 0$ 时, $|m|$ 大于两圆形的半径之和, 退出测试, 返回“不相交”; 否则, 退出测试, 并返回“相交”。当 $a = -1$ 或 1 且 $b = 0$, 退出测试, 并返回“不相交”。当 $a = -1$ 或 1 时, 执

行步骤 3);

3) 假设两个圆形所在平面分别为 $\pi_1: n_1 \times X = d_1$ 和 $\pi_2: n_2 \times X = d_2$ 。根据式(4)和式(5), 求两个圆形所在平面的交线 L 和圆心 C_1 和 C_2 到 L 的距离 l_1 和 l_2 , 若 $l_1 < r_1$ 且 $l_2 < r_2$, 退出测试, 返回“相交”; 否则, 退出测试, 返回“不相交”。

圆形包围盒之间的相交测试流程如图 3 所示, 基于几何的圆形包围盒相交测试俯视效果如图 4 所示, 图中 π_1 和 π_2 分别为两个圆形所在平面, L 为两平面的交线。

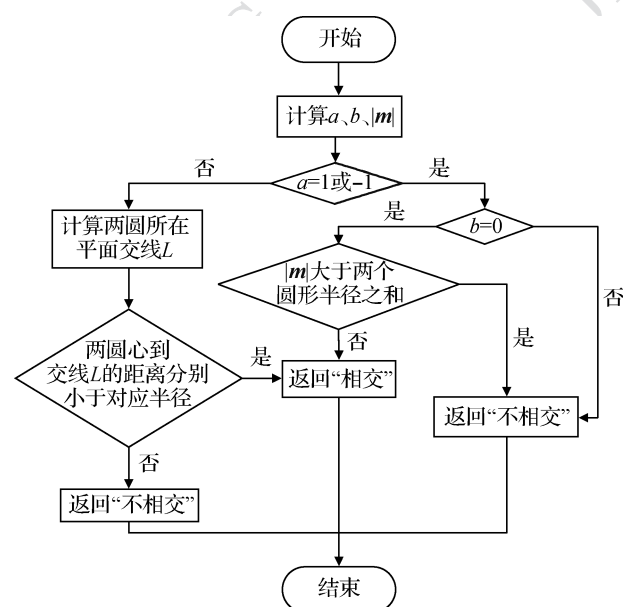


图 3 基于几何的圆形包围盒相交测试流程图

Fig. 3 Flow chart of intersection test of geometry-based circular bounding box

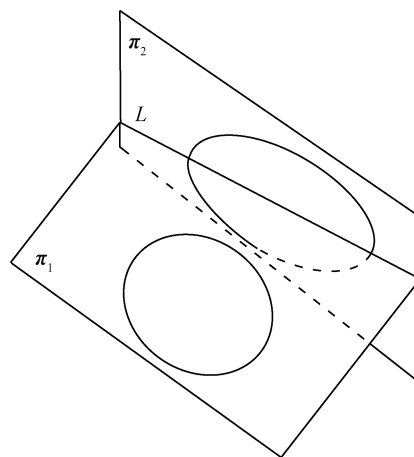


图 4 基于几何的圆形包围盒相交测试俯视效果图

Fig. 4 Top view rendering of intersection test of geometry-based circular bounding box

3.3 基于深度神经网络的圆形包围盒相交测试

两个圆形的姿态保持不变,圆形 CB1 沿向量 m 的反方向平移,当 $|m|$ 距离小于阈值 δ 时,两个圆形发生相交。图 5 为两个圆形在它们的法向量构成的平面上投影的侧视效果图,图中 CB1 和 CB2 分别为两个圆形的投影,CB1' 为 CB1 平移后的投影,CB1 与 CB2 没有发生相交,CB1' 与 CB2 发生了相交。

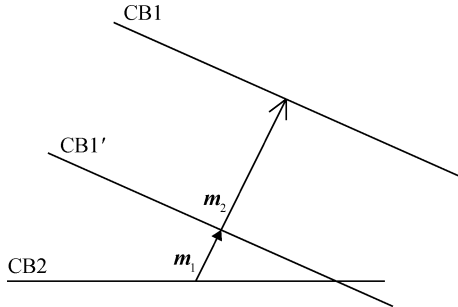


图 5 圆心距离对圆形相交的影响

Fig. 5 The influence of the distance from the center of a circle on the intersection of circles

两个圆形的圆心距离不变,它们夹角越大,阈值 δ 越小。图 6 为两个圆形在它们的法向量构成的平面上的投影的侧视效果图,图中 CB1 和 CB2 分别为两个圆形的投影,CB1' 为 CB1 绕圆心反转一定角度后的投影,CB1 与 CB2 没有发生相交,CB1' 与 CB2 发生了相交。

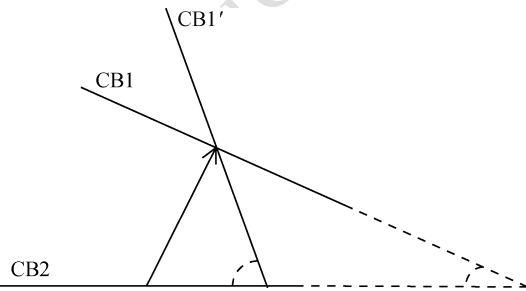


图 6 夹角对圆形相交的影响

Fig. 6 The influence of angle on circle intersection

为了保持圆心之间的距离和圆形之间的夹角不变,移动圆形 CB1,阈值 δ 也会随之发生变化,这一影响因素称为圆形之间的“相对方位”。图 7 为两个圆形在它们的法向量构成的平面上投影的侧视效果图,图中 CB1 和 CB2 分别为两个圆形的投影,CB1' 为 CB1 保持圆心距离和夹角不变情况下平移后的位置,即“相对方位”发生了变化,CB1 与 CB2 没有发生相交,CB1' 与 CB2 发生了相交。

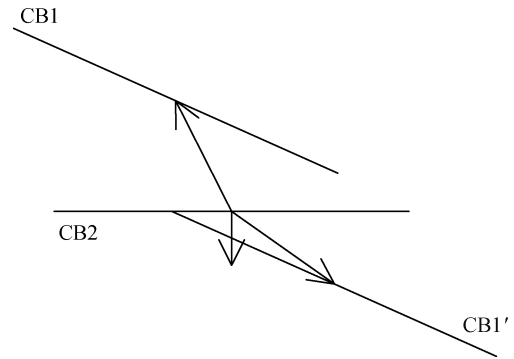


图 7 “相对方位”对圆形相交的影响

Fig. 7 The influence of “relative orientation” on the intersection of circles

由上述可知,圆形的圆心距离、夹角以及相对方位都影响着两个圆形是否相交。本文用圆形的圆心距离向量的模长 $|m|$ 、两个圆形的法向量点积 a 、 m 的单位矢量和圆形法向矢量的点积 s 分别表示圆形的圆心距离、夹角以及相对方位。

1) 圆形的圆心距离向量的模长 $|m|$, 计算为

$$|m| = \sqrt{m_x^2 + m_y^2 + m_z^2} \quad (9)$$

式中, $m = (m_x, m_y, m_z)$ 。

2) 两个圆形的法向量点积 a , 计算为

$$a = n_1 \cdot n_2 \quad (10)$$

a 越大,两个圆形的夹角越小。因为 n_1 和 n_2 均为单位向量,且两个圆形之间的夹角 $\alpha \in [0, \pi]$, 所以 $a \in [-1, 1]$ 。

3) m 的单位矢量和圆形法向矢量的点积 s , 计算为

$$s = \frac{m}{|m|} \cdot n_1 \quad (11)$$

式中, $\frac{m}{|m|}$ 为单位矢量, $s \in [-1, 1]$ 。

a 和 s 的变化影响阈值 δ 的大小。保持 s 不变, a 越大,则 δ 越大;保持 a 不变,当 $s \in \{-1, 0, 1\}$ 时, δ 达到最小值。而 $|m|$ 与 δ 之间的大小关系决定圆形是否相交。由于深度神经网络具有拟合任意函数的特性,本文建立深度神经网络,如图 8 所示。

将 a , s 和 $|m|$ 作为输入量;在输出层求 $|m|$ 和最后一个隐含层输出值之和的差值 h_f , 具体为

$$h_f = o(|m| - \sum_{j=1}^{j_{\max}} a_j^{l_{\max}}) \quad (12)$$

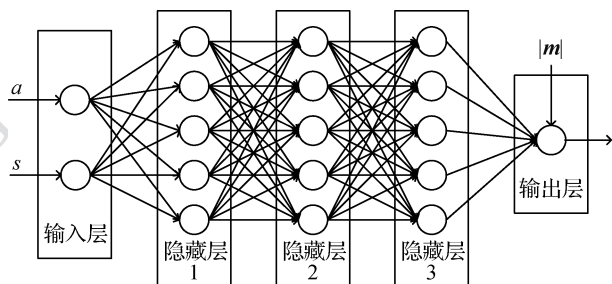


图8 本文建立的深度神经网络

Fig. 8 Our deep neural network

若输出层的函数 $o(\cdot)$ 为 $\tanh$ 函数, 则

$$o(z) = \frac{e^z - e^{-z}}{e^z + e^{-z}} \quad (13)$$

由于该模型主要解决在 0 处的分类问题, 所以对于 $\tanh$ 函数, 当 z 值很大或者很小时产生的梯度消失问题并不会影响训练结果。

深度神经网络圆形包围盒相交测试过程如下:

1) 深度神经网络训练阶段。首先, 对提取的数据进行预处理, 将发生相交的圆形标记为 -1, 未发生相交的圆形标记为 1; 其次, 对各层进行全连接。输入层有 3 个神经元, 依次对应特征值 a , s , $|m|$, 输出层的结果为 h_f , 隐含层数和每层隐含层中神经元数量分别预设 3 和 5。隐含层中激活函数选用 PReLU 函数, 具体为

$$\sigma(x) = \max(ax, x), a \in [0, 1] \quad (14)$$

隐含层之间利用上层输出计算下层输入, 具体为

$$z^{l+1} = W^l a^l + b^l \quad (15)$$

$$a^{l+1} = \sigma(z^{l+1}) \quad (16)$$

式中, z^{l+1} 为 l 层输出值的加权和, W^l 为 l 层到 $l+1$ 层的权重矩阵, b^l 为 l 层的偏置向量, $\sigma(\cdot)$ 为隐含层的激活函数。

输出层接受最后一层隐含层的值后, 利用输出函数输出结果, 具体为

$$h_f = o(a_j^{l_{\max}}) \quad (17)$$

式中, $o(\cdot)$ 为输出层函数, $a_j^{l_{\max}}$ 为输出层接受的输入值。

输出结果的好坏通过损失函数来判断。本文通过深度神经网络对圆形之间是否发生相交作出判断, 即解决二分类问题, 所以采用交叉熵函数作为损失函数, 计算预测值和标签值之间的距离, 具体为

$$J(W, b) =$$

$$- \left[\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m m (y^{(i)} \log o^{(i)} + (1 - y^{(i)}) \log(1 - o^{(i)})) \right] \quad (18)$$

式中, $J(W, b)$ 为交叉熵, m 为数据容量, $y^{(i)}$ 为标签值, $o^{(i)}$ 为标签值 $y^{(i)}$ 对应的概率。

根据损失函数计算预测值与真实值之间的距离, 通过反向传播算法对模型中的权重进行调整, 直到输出满足要求, 计算为

$$(W^l, b^l) \leftarrow (W^l, b^l) - \lambda \frac{\partial J(W, b)}{\partial (W^l, b^l)} \quad (19)$$

式中, λ 为学习率。

2) 实时模拟阶段。在自碰撞检测过程中, 通过式(9)—(11)计算候选集中每组潜在碰撞对的 a , s , $|m|$, 输入到模型中; 由式(12)得到结果 h_f , 若 $h_f \geq 0$, 两个圆形没有相交, 反之则相交。

基于深度神经网络的圆形包围盒相交检测流程如图9所示。

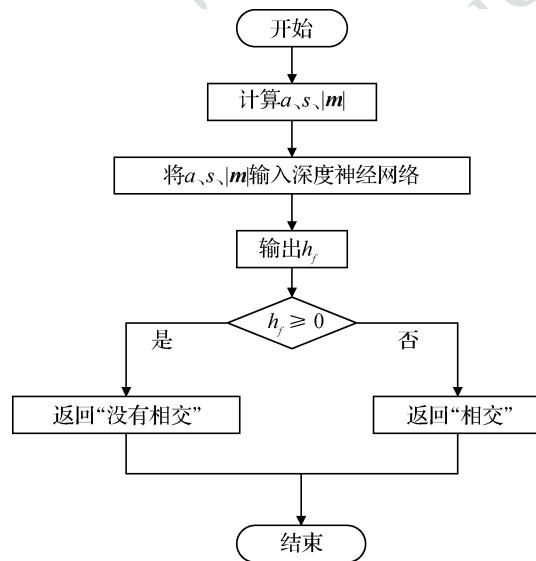


图9 基于深度神经网络的圆形包围盒相交测试流程

Fig. 9 Flow chart of the intersection of circular bounding boxes based on deep neural network

3.4 圆形与三角形之间相交测试的替代方案

由于三角形与圆形之间的相交检测剔除效果不如三角形之间的相交检测, 但计算复杂度相似, 而且圆形内仅包含单个三角形, 所以, 当圆形之间发生相交后, 对相应三角形进行相交测试, 而不检测圆形与三角形之间是否相交。

4 布料仿真实验及对比分析

4.1 优化深度神经网络隐含层数和每层的节点数

为了在保持算法的剔除率基本不变的情况下满足实时性的要求,优化深度神经网络的隐藏层数和每层节点数。首先测试不同隐含层数对准确率和计算效率的影响,如图 10 所示,图中的测试率和计算耗时是对 10 组样本集进行测试后取平均值的结果,每个隐含层的节点个数为 5。可以看出,准确率和测试耗时都随着隐含层数的增加而增加,但准确率的增长率逐渐降低,测试耗时的增长率逐渐增高,为满足实时自碰撞检测的要求,需要将测试耗时限制在 30 ms 内,当隐含层数为 5 时,耗时首次超过 30 ms,当隐含层数为 4 时,准确率曲线开始趋于平缓,所以将 4 作为最优隐含层数。

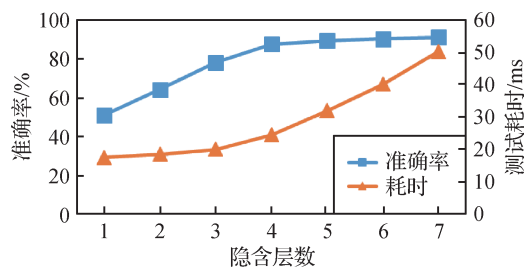


图 10 隐含层数对测试准确率和计算耗时的影响

Fig. 10 The influence of the number of hidden layers on test accuracy and calculation time

通过改变每层节点数(悬垂布料),比较对应的准确率和计算耗时,得出每个隐含层中的最优节点数,如图 11 所示。可以看出,当每层节点数增加,准确率与测试耗时逐渐升高,与选取最佳隐含层数标准一样,当每层节点数达到 7 时,测试耗时首次超过 30 ms。因此,本文将 6 作为每个隐含层最佳节点数。

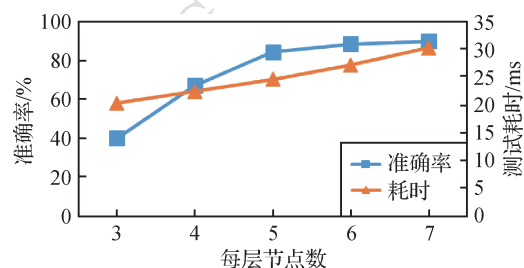
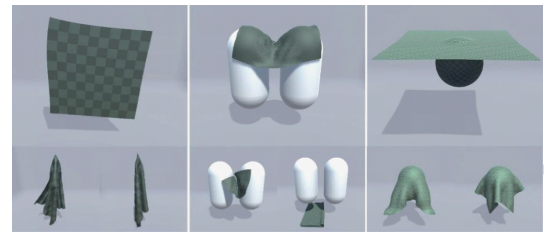


图 11 隐含层节点数对准确率和计算耗时的影响

Fig. 11 The influence of the number of hidden layer nodes on the accuracy and calculation time

4.2 AABB-圆形包围盒与 AABB-OBB、经典包围盒层次结构模拟耗时比较

实验在 3 个场景下进行,如图 12 所示。1)悬垂布料,布料固定左上角,自然下垂;2)从实体间下落,布料从两个胶囊体间的空隙滑落至地面;3)布料与小球碰撞,布料垂直下落在小球上。



(a) 悬垂布料 (b) 从实体间下落 (c) 布与小球碰撞

图 12 3 个场景的实验截图

Fig. 12 Experimental screenshot of three scenes

((a) overhanging cloth; (b) falling from the entity; (c) cloth colliding with the ball)

为了阐述本文方法的时效性,与 AABB-OBB、Sphere-tree、OBB、10-DOP 方法进行比较,分别对 3 个场景中的模拟耗时及耗时缩减率进行实验,结果如表 1 和表 2 所示。

表 1 3 个场景的模拟耗时

Table 1 Simulation time consumption of three scenes

方法	场景 /s		
	悬垂布料	从实体间下落	布与小球碰撞
AABB-OBB	9.08	4.75	6.56
Sphere-tree	9.23	4.81	6.75
OBB	9.37	4.92	6.83
10-DOP	9.55	4.98	6.92
本文(未融合 DNN)	7.39	4.13	5.97
本文(融合 DNN)	6.05	3.54	5.28

注:加粗字体为各列最优结果。

耗时缩减率计算为

$$\eta = \frac{T_{com} - T_{our}}{T_{com}} \quad (20)$$

式中, η 为耗时缩减率, T_{com} 为对比方法耗时, T_{our} 为本文方法耗时。

从表 1 可以看出,在 3 个场景中,本文方法耗时比其他 4 种方法少,并且融合 DNN 方法比未融合 DNN 方法耗时少,说明本文方法更具有高效性。

表2 本文方法耗时缩减率

Table 2 Time-consuming reduction rate of the method

方法	场景		
	悬垂布料	从实体间下落	布与小球碰撞
AABB-OBB	0.33	0.25	0.19
Sphere-tree	0.34	0.26	0.22
OBB	0.35	0.28	0.23
10-DOP	0.37	0.29	0.24
本文(未融合 DNN)	0.18	0.14	0.11

注:加粗字体为各列最优结果。

从表2可以看出,由于AABB-OBB方法是混合层次结构,在速度上优于Sphere-tree、OBB和10-DOP方法,而本文算法作为一种融合DNN的改进混合层次结构,耗时比AABB-OBB缩减了19%~33%,比本文未融合DNN的方法(即3.2节基于几何的圆形包围盒相交检测方法)耗时缩减11%~18%(表2最后一行数据),说明本文方法更适合布料的实时模拟。

为了验证本文方法的计算复杂度,以悬垂的布料为基准,比较了6种方法在每帧的测试耗时,结果如图13所示。由图13可以看出,在模拟开始阶段,没有发生自碰撞时,6种方法的自碰撞检测耗时没有太大区别,当抽样帧数为第5帧时,布料发生了自碰撞,本文方法的每帧计算耗时明显低于其他方法,并且,本文融合DNN的方法(图13中浅蓝色折线)每帧计算耗时低于本文未融合DNN的方法(图13中红色折线),说明本文方法在频繁发生自碰撞的场景中,计算更具简便性,计算速度更快。

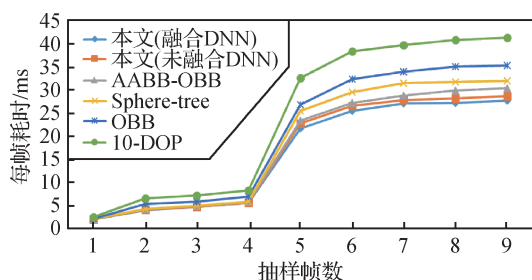


图13 悬垂布料场景时自碰撞检测抽取连续帧耗时变化

Fig. 13 The time of continuous frame extraction from collision detection in draping scene varies

为了表明本文方法在包围盒的贴合性以及相交检测方面的优势,以悬垂布料为基准进行实验,比较了6种方法的更新率、检测效率和图元测试时间,实验结果如图14所示。

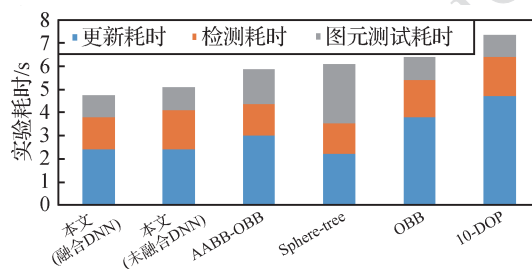


图14 悬垂布料场景6种算法的更新率、检测效率和图元测试时间

Fig. 14 Update rate, detection efficiency and graph testing time of the 6 algorithms are analyzed in the drape cloth scene

从图14可以看出,AABB-OBB方法的更新耗时比Sphere-tree方法多,比OBB和10-DOP方法少;图元相交测试耗时低于Sphere-tree、OBB和10-DOP方法。本文方法的更新耗时低于AABB-OBB方法,图元相交测试耗时更少,总耗时比AABB-OBB方法缩减了19%。在检测耗时上,本文方法融合DNN比未融合DNN时缩减了17%。

4.3 AABB-圆形包围盒与AABB-OBB、经典包围盒层次结构模拟剔除率比较

剔除率计算为

$$r_{\text{cull}} = 1 - \frac{n_{\text{pot}}}{n_{\text{pri}}} \quad (21)$$

式中, r_{cull} 为剔除率, n_{pot} 为经过包围盒层次结构剔除后剩下的有发生碰撞可能的图元对数量, n_{pri} 为图元对总数量。贴合性好的包围盒剔除率高。

因为3个场景中布料的三角形面片数量相同,根据式(21),只需要比较 n_{pot} 即可知道各种方法贴合性的优劣。由于经过层次包围盒结构剔除剩下的潜在碰撞图元对必然经过图元相交测试,因此通过统计图元相交测试的次数即可知道 n_{pot} 的大小。从3个场景中各抽取1个关键帧,统计同一关键帧下6种方法的图元相交测试的次数,结果如表3所示。可以看出,3种场景下本文方法的图元相交测试次数最少,因此间接论证了本文方法在贴合性方面的优越性。

表 3 3 个场景下 6 种方法的图元相交测试的次数

Table 3 The graph intersection test times
of 6 methods in 3 scenarios

方法	场景		
	悬垂布料	从实体间下落	布与小球碰撞
AABB-OBB	1 424	64	162
Sphere-tree	1 702	72	195
OBB	1 424	64	162
10-DOP	974	45	112
本文(未融合 DNN)	873	43	104
本文(融合 DNN)	873	43	104

5 结 论

针对包围盒冗余空间导致自碰撞检测速率低的问题,本文提出了 AABB-圆形包围盒方法的自碰撞检测算法。通过利用 AABB-圆形包围盒快速剔除不碰撞的图元对,然后利用圆形良好的紧密性,大量剔除潜在碰撞集中的图元对,减少图元相交测试计算量。通过使用深度神经网络对圆形包围盒进行相交检测,加速了圆形包围盒之间的相交检测速度。与 3 种经典的包围盒及 AABB-OBB 混合包围盒进行对比,从多项评价指标上验证了融合深度神经网络的 AABB-圆形包围盒方法的可行性与有效性。在未来的工作中,可以尝试对 AABB 包围盒构建神经网络模型来进一步提升算法效率。

参考文献 (References)

- Chen L, Ye J T, Jiang L G, Ma C C, Cheng Z L and Zhang X P. 2018. Synthesizing cloth wrinkles by CNN-based geometry image superresolution. *Computer Animation and Virtual Worlds*, 29: 3-4 [DOI: 10.1002/cav.1810]
- Liu C. 2018. Research and Implementation of Collision Detection Algorithm in Virtual Environment. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics (刘超. 2018. 虚拟环境中碰撞检测算法的研究和实现. 南京: 南京航空航天大学)
- Liu Y C, Wang H X and Yang P. 2017. A three-layer hybrid bounding volume hierarchy for collision detection//Proceedings of the 7th International Conference on Computer Engineering and Networks. Shanghai: SISA Medialab: 73-81 [DOI: 10.22323/1.299.0053]
- Mammadli R, Wolf F and Jannesari A. 2019. The art of getting deep neural networks in shape. *ACM Transactions on Architecture and Code Optimization*, 15(4): #62 [DOI: 10.1145/3291053]
- Oh Y J, Lee T M and Lee I K. 2018. Hierarchical cloth simulation using deep neural networks//Proceedings of Computer Graphics International 2018. Bintan Island Indonesia: ACM: 139-146 [DOI: 10.1145/3208159.3208162]
- Provot X. 1997. Collision and self-collision handling in cloth model dedicated to design garments//Proceedings of Eurographics Workshop in Budapest Computer Animation and Simulation '97. Hungary: Springer: 177-189 [DOI: 10.1007/978-3-7091-6874-5_13]
- Schmidhuber J. 2015. Deep learning in neural networks: an overview. *Neural Networks*, 61: 85-117 [DOI: 10.1016/j.neunet.2014.09.003]
- Schvartzman S C, Pérez A G and Otaduy M A. 2010. Star-contours for efficient hierarchical self-collision detection//Proceedings of SIGGRAPH'10: ACM SIGGRAPH. Los Angeles: ACM: #80 [DOI: 10.1145/1833349.1778817]
- Shi M, Yang L, Mao T L, Deng Y W and Wang S Q. 2017. Study on the correlation between human motion and garment deformation in cloth animation. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 29(10): 1941-1951 (石敏, 杨柳, 毛天露, 邓一文, 王素琴. 2017. 服装动画中人体运动与服装变形的相关性学习. 计算机辅助设计与图形学学报, 29(10): 1941-1951) [DOI: 10.3969/j.issn.1003-9775.2017.10.021]
- Sun J R and Lu X M. 2018. Optimized collision detection algorithm based on hybrid bounding box and intersection of triangles. *Computer Engineering and Applications*, 54(19): 198-203 (孙敬荣, 卢新明. 2018. 基于混合包围盒与三角形相交的碰撞检测优化算法. 计算机工程与应用, 54(19): 198-203) [DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.1803-0262]
- Volino P and Thalmann N M. 1995. Collision and self-collision detection; efficient and robust solutions for highly deformable Surfaces//Proceedings of the Eurographics Workshop in Maastricht Computer Animation and Simulation '95. The Netherlands: Springer: 55-65 [DOI: 10.1007/978-3-7091-9435-5_5]
- Wang C, Zhang Z L, Long Y and Wang S D. 2018. Improved hybrid bounding box collision detection algorithm. *Journal of System Simulation*, 30(11): 4236-4243 (王超, 张志利, 龙勇, 王韶迪. 2018. 改进的混合包围盒碰撞检测算法研究. 系统仿真学报, 30(11): 4236-4243) [DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201811023]
- Wang T T, Liu Z H, Tang M, Tong R F and Manocha D. 2017. Efficient and reliable self-collision culling using unprojected normal cones. *Computer Graphics Forum*, 36(8): 487-498 [DOI: 10.1111/cgf.13095]
- Wang T T, Tang M, Wang Z D and Tong R F. 2018. Accurate self-collision detection using enhanced dual-cone method. *Computers and Graphics*, 73: 70-79 [DOI: 10.1016/j.cag.2018.04.001]
- Wong S K and Cheng Y C. 2014. Continuous self-collision detection for deformable surfaces interacting with solid models. *Computer Graph-*

ics Forum, 33(6): 143-153 [DOI: 10.1111/cgf.12284]

Wong S K and Cheng Y C. 2016. GPU-based radial view-based culling for continuous self-collision detection of deformable surfaces. The Visual Computer, 32(1): 67-81 [DOI: 10.1007/s00371-014-1056-9]

作者简介



靳雁霞, 1973年生, 女, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为虚拟仿真、图形图像处理。

E-mail: zjc991109@163.com



程琦甫, 通信作者, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟仿真、图形图像处理。

E-mail: 2436749470@qq.com

张晋瑞, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理。

E-mail: 397051041@qq.com

齐欣, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理。

E-mail: 448463832@qq.com

马博, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理。

E-mail: 1329722955@qq.com

贾瑶, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为图形图像处理。

E-mail: 1792322641@qq.com