



主办: 中国科学院空天信息创新研究院
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象学报 中国图形学报

2022
07
VOL.27

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



舰船目标检测 P2078



第27卷第7期（总第315期）
2022年7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 中国科学院空天信息创新研究院
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 吴一戎
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@aircas.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 Aerospace Information Research Institute, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Wu Yirong
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@aircas.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



深度学习背景下视觉显著性
物体检测综述(第2112页)



提取全局语义信息的场景图
生成算法(第2214页)



融合弱监督目标定位的细粒
度小样本学习(第2226页)

学者观点

网络监督数据下的细粒度图像识别综述

魏秀参, 许玉燕, 杨健 2057

综述

海事监控视频舰船目标检测研究现状与展望

叶晨, 谔天洋, 肖漓, 陆海, 杨群慧 2078

深度学习行人检测方法综述

罗艳, 张重阳, 田永鸿, 郭捷, 孙军 2094

深度学习背景下视觉显著性物体检测综述

王自全, 张永生, 于英, 闵杰, 田浩 2112

图像分析和识别

图像增强对显著性目标检测的影响研究

郭继昌, 岳惠惠, 张怡, 刘迪, 刘晓雯, 郑司达 2129

混合高斯变分自编码器的聚类网络

陈华华, 陈哲, 郭春生, 应娜, 叶学义 2148

基于半监督对抗学习的图像语义分割

李志欣, 张佳, 吴璟莉, 马慧芳 2157

面向大姿态人脸识别的正面化形变场学习

胡蓝青, 阚美娜, 山世光, 陈熙霖 2171

融合时空域特征的人脸表情识别

陈拓, 邢帅, 杨文武, 金剑秋 2185

非局部注意力双分支网络的跨模态赤足足迹检索

鲍文霞, 茅丽丽, 王年, 唐俊, 杨先军, 张艳 2199

提取全局语义信息的场景图生成算法

段静雯, 闵卫东, 杨子元, 张煜, 陈鑫浩, 杨升宝 2214

融合弱监督目标定位的细粒度小样本学习

贺小箭, 林金福 2226

结合双注意力机制的道路裂缝检测

张志华, 温亚楠, 慕号伟, 杜小平 2240

融合神经网络的布料碰撞检测算法

靳雁霞, 马博, 贾瑶, 陈治旭, 芦烨 2251

双分支特征融合网络的步态识别算法

徐硕, 郑锋, 唐俊, 鲍文霞 2263

图像理解和计算机视觉

问题引导的空间关系图推理视觉问答模型

兰红, 张蒲芬 2274

结合扰动约束的低感知性对抗样本生成方法

王杨, 曹铁勇, 杨吉斌, 郑云飞, 方正, 邓小桐 2287

计算机图形学

动态书法墨迹的可回溯感评测

律睿, 梅莉琳, 吴跃峰, 晏涛 2300

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Review of deep learning based salient object detection(P2112)



Global semantic information extraction based scene graph generation algorithm(P2214)



Weakly-supervised object localization based fine-grained few-shot learning(P2226)

Scholar View

Review of webly-supervised fine-grained image recognition

Wei Xiushen, Xu Yuyan, Yang Jian 2057

Review

Maritime surveillance videos based ships detection algorithms: a survey

Ye Chen, Lu Tianyang, Xiao Yuhao, Lu Hai, Yang Qunhui 2078

An overview of deep learning based pedestrian detection algorithms

Luo Yan, Zhang Chongyang, Tian Yonghong, Guo Jie, Sun Jun 2094

Review of deep learning based salient object detection

Wang Ziquan, Zhang Yongsheng, Yu Ying, Min Jie, Tian Hao 2112

Image Analysis and Recognition

The analysis of image enhancement on salient object detection

Guo Jichang, Yue Huihui, Zhang Yi, Liu Di, Liu Xiaowen, Zheng Sida 2129

A Gaussian mixture variational autoencoder based clustering network

Chen Huahua, Chen Zhe, Guo Chunsheng, Ying Na, Ye Xueyi 2148

Semi-supervised adversarial learning based semantic image segmentation

Li Zhixin, Zhang Jia, Wu Jingli, Ma Huifang 2157

Large pose face recognition with morphing field learning

Hu Lanqing, Kan Meina, Shan Shiguang, Chen Xilin 2171

Spatio-temporal features based human facial expression recognition

Chen Tuo, Xing Shuai, Yang Wenwu, Jin Jianqiu 2185

Non-local attention dual-branch network based cross-modal barefoot footprint retrieval

Bao Wenxia, Mao Lili, Wang Nian, Tang Jun, Yang Xianjun, Zhang Yan 2199

Global semantic information extraction based scene graph generation algorithm

Duan Jingwen, Min Weidong, Yang Ziyuan, Zhang Yu, Chen Xinhao, Yang Shengbao 2214

Weakly-supervised object localization based fine-grained few-shot learning

He Xiaojian, Lin Jinfu 2226

Dual attention mechanism based pavement crack detection

Zhang Zhihua, Wen Yanan, Mu Haowei, Du Xiaoping 2240

Neural network fusion based cloth collision detection algorithm

Jin Yanxia, Ma Bo, Jia Yao, Chen Zhixu, Lu Ye 2251

Dual branch feature fusion network based gait recognition algorithm

Xu Shuo, Zheng Feng, Tang Jun, Bao Wenxia 2263

Image Understanding and Computer Vision

Question-guided spatial relation graph reasoning model for visual question answering

Lan Hong, Zhang Pufen 2274

A perturbation constraint related weak perceptual adversarial example generation method

Wang Yang, Cao Tieyong, Yang Jibin, Zheng Yunfei, Fang Zheng, Deng Xiaotong 2287

Computer Graphics

Traceability evaluation of flowing calligraphy strokes

Lyu Ruimin, Mei Lilin, Ze Yuefeng, Yan Tao 2300

中图法分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2022)07-2251-12

论文引用格式: Jin Y X, Ma B, Jia Y, Chen Z X and Lu Y. 2022. Neural network fusion based cloth collision detection algorithm. Journal of Image and Graphics, 27(07): 2251-2262 (靳雁霞, 马博, 贾瑶, 陈治旭, 芦烨. 2022. 融合神经网络的布料碰撞检测算法. 中国图象图形学报, 27(07): 2251-2262) [DOI:10.11834/jig.210018]

融合神经网络的布料碰撞检测算法

靳雁霞, 马博*, 贾瑶, 陈治旭, 芦烨

中北大学大数据学院, 太原 030051

摘要: **目的** 针对当前在虚拟环境中布料柔体碰撞检测效率慢和准确性低的问题, 提出一种根节点双层包围盒树结构和融合 OpenNN(open neural networks library)神经网络加速预测碰撞检测的算法。**方法** 首先改进了碰撞检测常用的包围盒技术, 提出根节点双层包围盒算法, 减少包围盒的构造时间。其次使用神经网络优化碰撞检测技术, 利用神经网络可以处理大量数据的优势, 每次可以检测大量基本图元是否发生碰撞, 解决了碰撞检测计算复杂性高的问题。最后准确地找到碰撞粒子并做出碰撞响应。**结果** 在相同的复杂布料模型情况下, 根节点双层包围盒算法在运行速度上比传统混合包围盒算法快, 耗时缩减了 5.51%~11.32%。基于 OpenNN 算法的总耗时比根节点双层包围盒缩减了 11.70%, 比融合 DNN(deep neural network)的自碰撞检测算法减少了 6.62%。随着碰撞检测难度的增大, 当布料模型的精度增加 84% 时, 传统物理碰撞检测方法用时增加 96%, 融合 DNN 的自碰撞检测算法用时增加 90.11%, 而本文基于神经网络的算法用时仅增加了 68.37%, 同时表现出更高的稳定性, 满足使用者对实时性的要求。**结论** 对于模拟场景中简单模型的碰撞, 本文提出的根节点双层包围盒算法比传统的包围盒方法耗时短。对于复杂模型, 基于 OpenNN 神经网络的碰撞检测算法在效率上优于传统的包围盒算法和融合 DNN 的自碰撞检查算法, 而且模拟效果的准确性也得以保证, 是一种高效的碰撞检测方法。

关键词: 碰撞检测; 布料模拟; 神经网络; 轴对齐包围盒(AABB); 双层包围盒

Neural network fusion based cloth collision detection algorithm

Jin Yanxia, Ma Bo*, Jia Yao, Chen Zhixu, Lu Ye

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

Abstract: **Objective** Computer graphics based cloth simulation method is developed on the aspects of film and television industry, game animation and mechanical simulation. The collision detection algorithm is a key step of cloth simulation for the operation of the simulation system. The collision detection algorithm resists the virtual penetration of objects. Reliability and real-time features have been the two key issues for collision detection. The algorithms reliability is related to the clarification of accurate objects features, which plays an important role in the field of mechanical simulation and virtual surgery. Real-time ability is required to have fast computing power, and the high requirements of gaming industry. The current challenge of collision detection algorithms is the incompatibility of the two features. Recent multi-precision cloth model is based on high accuracy and low accuracy both. However, the response efficiency and reliability of this model is challenged to precision improvement. The efficiency cannot be guaranteed high-precision cloth models in common. A low-precision cloth model is subjected to the reliability of the simulation effect. The cloth issues are required to complete the collision process-

收稿日期: 2021-01-13; 修回日期: 2021-05-12; 预印本日期: 2021-05-19

* 通信作者: 马博 3227005937@qq.com

基金项目: 山西省自然科学基金项目(202103021224218)

Supported by: Natural Science Foundation of Shanxi Province, China (202103021224218)

ing in a short time. Collision detection is costly and time consuming. The penetration issues will be occurred in low response of collision. Efficient collision detection algorithms aid to improve the efficiency of the simulation system. Our open neural networks library (OpenNN) based collision detection algorithm is facilitated to improve the low speed and inaccuracy of cloth soft body collision detection in a virtual environment. **Method** First, the bounding box technology is commonly improved in collision detection. Our network uses the existing bounding box technology to illustrate a root node double-layer bounding box algorithm, which uses the clarified axis aligned bounding box (AABB) and sphere bounding box to remove basic primitives quickly that have not collided. Second, a collision detection algorithm is proposed based on an OpenNN neural network. The cloth soft body detection needs to process a large amount of basic primitive information in the collision detection process, and the neural network can process a large amount of data. Our research proposes a new collision detection method, which provides an effective way for the detection process. The collision object and its particles collide scenario are obtained through the simulation of the physical cloth system and the orientations of the cloth particles. The integrated data set is segmented into training subset, selection subset and test subset. They account for 60%, 20%, and 20% of the original data set, respectively. The position of the cloth particles and the position of the collision object are input into the neural network model, and the neural network model is used to predict which particles in the cloth will collide. The calculation of in situ new particles eliminates the collision in respond to the colliding particles. **Result** The same complex cloth detection model is through cloth simulation experiments and compare to the detection time consumption of single bounding box algorithm, hybrid bounding box algorithm, root node double-layer bounding box algorithm, deep neural network (DNN) fused self-collision detection algorithm, and OpenNN based collision detection algorithm. The root node dual-layer bounding box algorithm is optimized due to shortened time is from 5.51% to 11.32%. The total time based on the OpenNN algorithm is reduced by 11.70% compared to the root node dual-layer bounding box algorithm. In comparison with the DNN fused self-collision detection algorithm, it is reduced by 6.62%. The accuracy of the cloth model increases by 84%, the time used by the traditional physical collision detection method has increased by 96%, and the DNN fused self-collision detection algorithm has increased by 90.11%. Our improved OpenNN neural network based collision detection algorithm increases the detection time by 68.37%. Meanwhile, the algorithm can predict collision particles accurately and effectively. Through the collision experiment with sharp objects in extreme scenarios, there is no penetration appeared, which verifies the reliability of our algorithm. **Conclusion** Our root node dual-layer bounding box algorithm is time efficiency for the collision of simple models in the simulation scene. An OpenNN neural network based collision detection algorithm has its priorities for complicated models.

Key words: collision detection; cloth simulation; neural network; axis aligned bounding box (AABB); double-layer bounding box

0 引言

在变形体仿真建模过程中,碰撞检测算法的计算量最大,耗时最多。为了满足应用中实时性的要求,提高算法的效率成为虚拟仿真领域里的重要问题。在碰撞检测过程中,层次包围体(bounding volume hierarchies, BVH)技术是目前使用最多的方法。Hubbard(1993)首次提出了包围盒技术,用4维几何体或者球体逼近3维模型。为了适应不同的模型,找到紧密率更高的包围盒,又出现了自适应椭球包围盒(唐勇等,2013)和基于虚拟球的包围体(Wang等,2019)等新的包围盒。随着层次包围体技术应用的成熟,出现了一种基于层次代表性包围

盒的目标干涉检测的研究框架(Yazid等,2019),并行布料仿真(Kim等,2019)和基于罚函数的碰撞求解(吕梦雅等,2020)。虽然效率有一定提升,但使用的都是单一的包围盒。

2008年以后,许多专家发现单一的包围盒都有自己的劣势,单独使用一种包围盒会存在精度不足等问题,为了减少单一包围盒的局限性,越来越多的学者开始研究混合包围盒算法。混合包围盒算法以球形(sphere)包围盒、方向包围盒(oriented bounding box, OBB)、轴对齐包围盒(axis aligned bounding box, AABB)和离散有向多面体(discrete orientation polytopes, k-DOPs)为基础,出现了Sphere-OBB混合包围盒(朱元峰等,2008)、AABB-OBB混合包围盒(Tu和Yu, 2009)和混合3种不同包围盒AABB、

OBB 和 k-DOPs (Feng 等, 2010) 的混合算法。在复合平衡二叉树碰撞检测算法 (Liu 和 Chen, 2017) 中, 如果对象形状和球体相似, 采用 sphere, 否则使用 OBB。通过使用 Sphere-OBB 和并行检测技术来提高效率。但是, 目前混合包围盒的应用大多使用多个不同的包围盒, 如在 BVH 树上、下层分别使用简单包围盒和复杂包围盒, 或者所有结点外层使用紧密率差的包围盒, 内层使用紧密率好的包围盒 (Zhu 等, 2016)。虽然混合包围盒发挥了多个包围盒的优势, 但在计算成本、精确度和复杂环境下的数据处理很难达到平衡, 局限性需要进一步改进。

机器学习具有处理大量数据的能力, 可以进行预测。目前, 许多布料仿真都结合了机器学习来提高效率。Ye 等人 (2017) 提出了一种新的管道技术, 从预定义的表面方向、历史数据和全局相交分析得出 3 种不同的方法。在服装动画中使用机器学习研究人体运动与服装变形 (石敏 等, 2017; 张惠, 2019) 的关系, 使布料更加精确。Jiang 等人 (2019) 提出一种利用不同织物实现织物悬垂模拟的方法。通过构造 BP (back propagation) 神经网络, 得到织物力学参数与 3 维纺织仿真系统控制参数之间的非线性关系。Holden 等人 (2019) 利用子空间模拟技术与机器学习相结合, 当耦合时, 该方法可以非常有效地支持子空间的物理模拟。

针对目前的问题, 本文在包围盒方面提出了根节点双层包围盒算法, 使用最简单的包围盒剔除没有发生碰撞的粒子。同时, 提出融合神经网络的碰撞检测算法, 训练神经网络学习复杂的碰撞检测过程, 通过训练好的模型预测模型粒子是否发生碰撞。神经网络可以减少循环, 避免检测复杂的过程, 提高碰撞检测效率。

1 相关工作

1.1 包围盒技术

假设空间中有 n 个物体, 满足条件 $\bigcap_{i=1}^n D_i = \emptyset$, n 个物体构成集合 $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$, D_i 在 t_j 时刻的模型状态为 $S_i(t_j)$, 位置为 $P_i(t_j)$ 。当 $t = t_0, t_1, \dots, t_j$ 时, 如果 D 满足

$$D = (P_1(t_j) \cap P_2(t_j) \cap \dots \cap P_n(t_j)) \cup (S_1(t_j) \cap S_2(t_j) \cap \dots \cap S_n(t_j)) = \emptyset \quad (1)$$

则认为物体没有发生碰撞。

包围盒技术是碰撞检测领域的主要方法, 常见的包围盒有球形包围盒、方向包围盒、轴对齐包围盒和离散多面体包围盒 (Wang 等, 2018)。本文根节点双层包围盒算法基于 sphere 和 AABB 两种包围盒, 两者的 2 维结构如图 1 所示。

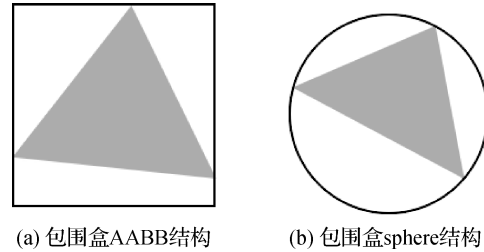


图1 包围盒 2 维结构图

Fig. 1 Two-dimensional structure diagram of bounding box ((a) AABB structure; (b) sphere structure)

球形包围盒可以表示为

$$R = \{(x, y, z) \mid (x - O_x)^2 + (y - O_y)^2 + (z - O_z)^2 < r^2\} \quad (2)$$

$$r =$$

$$\frac{1}{2} \sqrt{(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2 + (z_{\max} - z_{\min})^2} \quad (3)$$

$$\begin{cases} O_x = \frac{1}{2}(x_{\max} + x_{\min}) \\ O_y = \frac{1}{2}(y_{\max} + y_{\min}) \\ O_z = \frac{1}{2}(z_{\max} + z_{\min}) \end{cases} \quad (4)$$

式中, O_x 、 O_y 和 O_z 表示球形包围盒中心 O 的 x 、 y 和 z 轴坐标, $x_{\min}$, $x_{\max}$, $y_{\min}$, $y_{\max}$ 和 $z_{\min}$, $z_{\max}$ 表示物体顶点投影在 x 、 y 和 z 轴上坐标的最小、最大值, r 表示半径。

AABB 包围盒可以表示为

$$R = \{(x, y, z) \mid |x_c - x| \leq r_x, |y_c - y| \leq r_y, |z_c - z| \leq r_z\} \quad (5)$$

$$r_x = x_{\max} - x_{\min}, r_y = y_{\max} - y_{\min}, r_z = z_{\max} - z_{\min} \quad (6)$$

$$\begin{cases} x_c = 1/2(x_{\max} + x_{\min}) \\ y_c = 1/2(y_{\max} + y_{\min}) \\ z_c = 1/2(z_{\max} + z_{\min}) \end{cases} \quad (7)$$

式中, x_c 、 y_c 和 z_c 表示 AABB 包围盒中心 C 的坐标,

$x_{\min}, x_{\max}, y_{\min}, y_{\max}, z_{\min}, z_{\max}$ 表示物体顶点投影在 x, y 和 z 轴上坐标的最小、最大值, r 表示半径。

1.2 包围盒相交检测

球形包围盒的相交测试如图 2(a) 所示。 O_a 和 O_b 为两个包围球的球心, 在坐标轴上的投影为 O_1 和 O_2 , R_1 和 R_2 分别是两个包围球的半径。若 $|O_a - O_b| > R_1 + R_2$, 则表示没有发生相交, 否则两球相交。

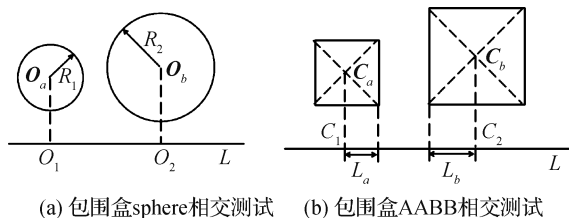


图 2 包围盒相交测试原理图

Fig. 2 Schematic diagram of bounding box intersection test ((a) sphere intersection test; (b) AABB intersection test)

AABB 包围盒的相交测试如图 2(b) 所示。AABB 包围盒的相交是包围盒在 x, y 和 z 坐标轴上的投影都相交, 若在某一个坐标轴上投影不相交, 则两个包围盒不相交。 L_a 和 L_b 为两个 AABB 包围盒在坐标轴上的投影, C_1 和 C_2 为中点 C_a 和 C_b 的投影点。如果 $|C_a - C_b| > L_a + L_b$, 则投影不重叠, 包围盒没有相交。

球形包围盒和 AABB 包围盒的相交测试, 都是首先在 AABB 包围盒上利用 Voronoi 域找到距离球形包围盒球心 O 的最近点 P , 平面 2 维结构如图 3 所示。然后计算出球心 O 与点 P 之间的距离, 如果 $|O - P| > r$, 则没有发生相交。

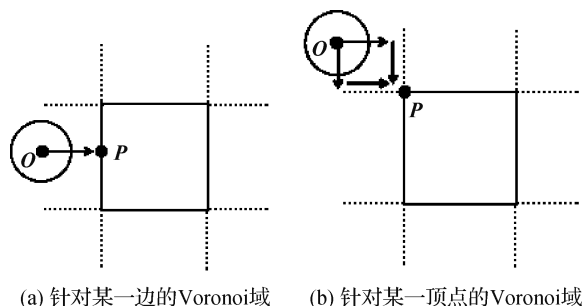


图 3 球心 O 在 AABB 包围盒上的最近点

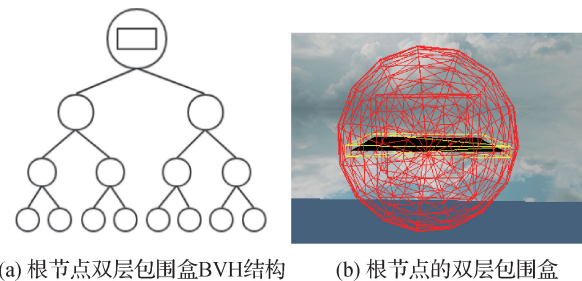
Fig. 3 The nearest point of the center of the sphere on the AABB bounding box ((a) Voronoi field for a certain edge; (b) Voronoi field for a vertex)

2 根节点双层包围盒算法

在碰撞检测过程中, 不同包围盒的构建、更新以及包围盒之间的相交检测消耗的时间都不相同。在保证剔除率的前提下, 为了减少包围盒构建和更新消耗的时间, 本文利用简单的包围盒, 提出根节点双层包围盒算法解决此问题。

2.1 根节点双层包围盒的构建与碰撞检测

使用最简单的 AABB 包围盒和 sphere 包围盒构建 BVH 结构, 如图 4(a) 所示。在 BVH 中, 非根节点使用 sphere 单个包围盒, 根节点使用双层包围盒。在布料模拟过程中, 首先对根节点构建一个 sphere 包围盒, 当 sphere 包围盒发生碰撞后, 再对根节点构建 AABB 包围盒, 这时根节点才具有双层包围盒, 它的实际效果图如图 4(b) 所示。当根节点的第 2 个包围盒 AABB 发生碰撞以后, 往下遍历 BVH 结构, 直到叶子结点。



(a) 根节点双层包围盒 BVH 结构 (b) 根节点的双层包围盒

图 4 包围盒层级结构和根节点双层包围盒效果图

Fig. 4 Bounding box hierarchy and root node double-layer bounding box effect diagram ((a) double-layer bounding box BVH structure of root node; (b) double-layer bounding box of root node)

碰撞检测的具体步骤如下:

1) 从根节点开始, 采用 sphere 包围盒构建 BVH 树, 并进行遍历。

2) 当检测到根节点发生碰撞时, 对根节点构建 AABB 包围盒, 否则, 执行步骤 5)。

3) 当根节点的 AABB 包围盒发生碰撞时, 采用深度优先的原则遍历 BVH 树, 直到叶子结点。如果碰撞没有发生, 执行步骤 5)。

4) 当检测到叶子结点发生碰撞, 则进行底层基本图元的碰撞检测, 然后进行碰撞响应。

5) 在下一个时间步长内再次从根节点开始检

测碰撞是否发生。

2.2 根节点双层包围盒算法的优势

本文使用包围盒的紧密率 τ 来更好地说明算法优势。紧密率 τ 、sphere 包围盒的紧密率 τ_s 和 AABB 包围盒的紧密率 τ_A 计算为

$$\tau = \frac{V(B)}{V(O)}, \tau_s = \frac{V_s(B)}{V(O)}, \tau_A = \frac{V_A(B)}{V(O)} \quad (8)$$

式中, $V(O)$ 表示模拟布料的体积, $V(B)$ 表示包围盒的体积。

将 sphere 包围盒和 AABB 包围盒的体积代入式 (8), 得

$$\tau_s = \frac{\pi [(x_{\max} - x_{\min})^2 + (y_{\max} - y_{\min})^2 + (z_{\max} - z_{\min})^2]^{\frac{3}{2}}}{6V(O)} \quad (9)$$

$$\tau_A = \frac{(|x_{\max}| + |x_{\min}|)(|y_{\max}| + |y_{\min}|)(|z_{\max}| + |z_{\min}|)}{V(O)} \quad (10)$$

由图 5(a) 可知, 布料为平整状态时, sphere 包围盒紧密率最差。在图 5(a) 中, 碰撞粒子运动方向与布料垂直, 当粒子与 sphere 包围盒发生碰撞时, 粒子与布料之间还有很大的空隙 D 。为了更精确地剔除未与布料发生碰撞的粒子, 当 sphere 包围盒检测出碰撞时, 对根节点构建 AABB 包围盒。当粒子与 AABB 包围盒发生碰撞时, 粒子与布料的间距很小, 距离为图 5(b) 中的 d 。这时再使用紧密率更好的包围盒, 不但布料与粒子距离的减少微乎其微, 而且会增加包围盒的构造时间。为了减少包围盒的构造时间, 使用最简单的 sphere 包围盒。然后通过遍历 BVH 结构, 找出发生碰撞的精确位置。

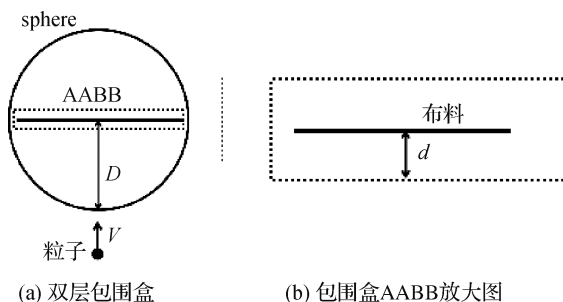


图 5 根节点双层包围盒主视图

Fig. 5 The front view of the double-layer bounding box of the root node ((a) double-layer bounding box; (b) enlarged view of bounding box AABB)

本文提出的根节点双层包围盒, 使用了最简单的两个包围盒, 不仅构造简单, 而且效率高。构造包围盒所用的时间比复杂包围盒所用的时间少, 且与简单的包围盒相比, 本文的方法紧密率高。本文发挥了简单包围盒的优势, 通过构建双层包围盒消除了其劣势。

3 融合神经网络

上述方法虽然可以提高碰撞检测的效率, 但是不适合处理模型复杂、数据量多的情况。由于布料的碰撞检测需要检测大量的点与三角形之间是否发生穿透, 传统包围盒技术虽然可以将没有碰撞的点进行快速剔除, 但无法在短时间内处理大量的点。而机器学习中的方法可以处理大量的数据, 并且运行时间迅速, 所以本文使用神经网络优化碰撞检测算法, 减少包围盒构造的时间, 提高算法碰撞检测的效率。

3.1 构建神经网络结构

本文神经网络的构建基于开源神经网络库 OpenNN(open neural networks library), OpenNN 神经网络模型通过以下 5 个主要步骤进行构建。

1) 数据集准备。数据集准备是解决问题的信息源。实验中, 当布料的点穿透了另一个模型的三角面片时, 就发生了碰撞。本文将与布料发生碰撞模型的三角面片当前的位置、布料粒子当前的位置和经过 Verlet 积分运动后的位置作为输入, 是否发生碰撞作为目标输出。发生碰撞标记为 1, 没有发生碰撞标记为 0。

将得到的实例集分为训练、选择和测试子集, 分别占原始实例的 60%、20% 和 20%。为了使所有输入都有一个合适的范围, 使神经网络在尽可能好的条件下工作, 使用最小最大标度法对数据集进行缩放, 具体为

$$X = 2 \times \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} - 1 \quad (11)$$

式中, x 表示缩放前的数据, X 表示缩放后的数据, $x_{\min}$ 和 $x_{\max}$ 分别表示数据集中的最小值和最大值。缩放后数据集的范围在 $-1 \sim 1$ 之间。

2) 构建网络初始结构。神经网络结构主要用于分类功能, 判断是否发生碰撞。神经网络结构由 1 个缩放层、两层感知器和 1 个概率层组成, 如

图6所示。输入层有15个输入变量,相应的缩放层有15个神经元,第1层感知器有3个神经元,第2层感知器有1个神经元,概率层有1个神经元。

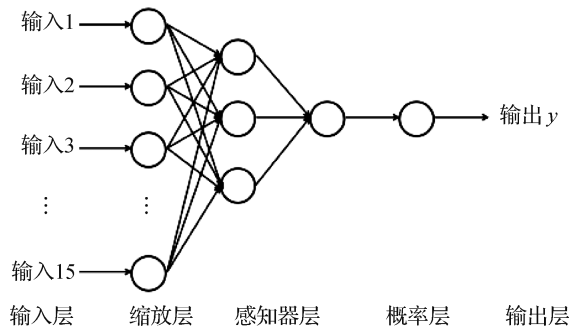


图6 神经网络初始结构图

Fig. 6 Initial structure diagram of neural network

程序中使用 neural network 类负责构建神经网络结构,并使用构造函数以适当的方式组织神经元层。一旦建立了神经网络,就可以在层中引入输入信息,输出信息。

感知器层最重要的是感知器神经元,如图7(a)所示。其中, $x_1, x_2, \dots, x_n$ 代表输入信息, $w_1, w_2, \dots, w_n$ 代表权重, b 代表偏差, c 代表组合值,将输入的数值组合起来。 $act()$ 代表激活函数, y 表示最后的输出。

激活函数是逻辑激活函数,范围在0~1之间变化,曲线图如图7(b)所示,表达式为

$$act(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (12)$$

感知器神经元的输出为

$$y = act(b + \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i) \quad (13)$$

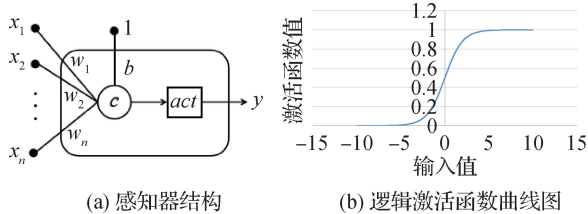


图7 感知器和逻辑激活函数图

Fig. 7 Perceptron and logical activation function diagram

((a) perceptron structure;

(b) logical activation function curve)

概率层是将输出解释为概率的方法。本文概率层使用的方法是二进制概率方法。二进制方法用于

二元分类问题,具体为

$$y = \begin{cases} 0 & x < \lambda \\ 1 & x \geq \lambda \end{cases} \quad (14)$$

式中,输出 y 可以取值1或0, x 为输入, λ 为决策阈值。

3) 制定培训策略。培训策略包括损失函数和优化算法。损失函数在神经网络的应用中起着至关重要的作用。它定义了神经网络需要完成的任务,测量神经网络如何拟合数据集。本文使用的损失函数是标准化平方误差(normalized squared error, NSE), 具体为

$$f_{NSE} = \frac{\sum (out - tar)^2}{A} \quad (15)$$

NSE 将神经网络的输出 out 与数据集中的目标 tar 之差的平方和除以归一化系数 A 。如果结果为1,则神经网络将按均值预测数据,如果是0则意味着对数据进行了完美预测。

正则化项通常用来度量神经网络中的参数值。在损失函数中加入该项将使神经网络具有更小的权重和偏差,使模型更加稳定,提高了泛化能力。本文使用 L2 正则化方法,该方法由神经网络中所有参数的平方和组成,具体为

$$L_2 = w \cdot \sum_{j=1}^n \theta_j^2 \quad (16)$$

式中, w 为正则化权重, θ 为网络中的参数。

本文优化算法使用拟牛顿法(quasi Newton methods)寻找使损失函数最小的神经网络参数 x^k , 表达式为

$$x^{k+1} = x^k - G_K \cdot y_k \cdot \eta_k \quad (17)$$

式中,学习速率 η 在每个神经元用线性最小化方法进行调整。 G_k 的推导如下:

将 $f(x)$ 在 x^k 用泰勒公式二级展开,得

$$f(x) = f(x^k) + g_k^T (x - x^k) + \frac{1}{2} (x - x^k)^T H(x^k) (x - x^k) \quad (18)$$

式中, $H(x^k)$ 表示函数 f 在点 x^k 的海塞矩阵。对 x 求导,得到 $x = x_k$ 邻域内的 $\nabla f(x)$ 的近似函数为

$$\nabla f(x) = g_k + H_K (x - x^k) \quad (19)$$

进一步推出

$$g_{k+1} - g_k = H_K (x^{k+1} - x^k) \quad (20)$$

令 $y_k = g_{k+1} - g_k$, $\delta_k = x^{k+1} - x^k$, 则拟牛顿法为

$$H_K^{-1} y_k = \delta_k \quad (21)$$

拟牛顿法用一个 n 阶矩阵 G_k 代替 H_k^{-1} , G_k 的迭代运算为

$$G_{k+1} = G_k + \Delta G_k \quad (22)$$

4) 选择合适的模型。为了找到具有最佳泛化特性的网络结构,使所选数据集实例误差最小,需要进行神经网络模型中神经元个数的选择。在实验中,使用增量顺序法从少量神经元开始优化网络结构中的神经元数量。增量顺序法每次迭代都会增加复杂度,图8显示了最适合本文算法的神经网络结构。

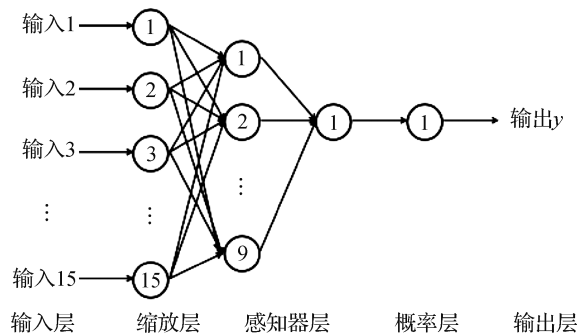


图8 最合适的神经网络结构

Fig. 8 The most suitable neural network structure

5) 评估模型的性能。评估模型需要使用测试分析类,目的是验证模型的泛化性能。将神经网络提供的输出与数据集测试实例中的相应目标进行比较。同时必须对神经网络输入进行逆过程,以缩放数据,进行测试。在实验中,使用混淆矩阵和 ROC (receiver operating characteristic) 曲线评估神经网络模型的性能。

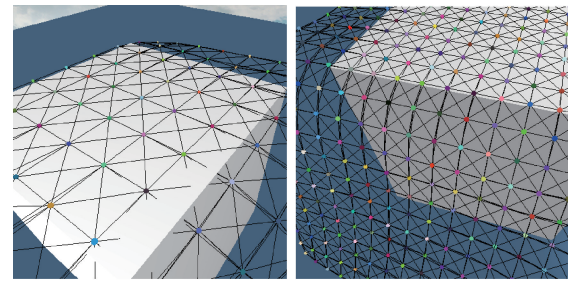
3.2 融合神经网络算法的优势

自从 Louchet 等人(1995)提出弹簧—质点模型以来,其依然是现在的主流布料模型。实验中布料由弹簧—质点模型构成。弹簧就是布料模型中三角形的边,也称为约束。质点就是布料模型中三角形的顶点,即布料中的粒子。

在布料碰撞检测过程中,除了高层包围盒碰撞检测耗时多,底层的碰撞检测也非常耗时。底层的基本图元检测,包括三角形与三角形之间的检测,可以分为3次点—面检测和9次边—边测试。一对三角形就存在12次检测,当布料模型复杂,包含大量三角形时,其计算量非常庞大。

为了防止布料穿透,使模拟有更真实的效果,布料往往使用高精度,同时也提高了算法计算量。在

实际应用中,人们为了追求流畅性,往往降低布料的精度,导致模拟效果的真实性和不理想。在模拟过程中发现,边与边的穿透往往出现在低精度的布料中,如图9(a)所示,虽然布料模型的粒子在碰撞物体外面,但布料的约束却发生了穿透。当布料模型精度提高,如图9(b)所示,这种现象就会大量减少,不会影响视觉上的观感。本文方法除了可以一次性处理大量的粒子,还可以省略掉边与边之间的碰撞检测,提高了效率。



(a) 低精度布料边穿透图 (b) 高精度布料模拟图

图9 不同精度布料模拟图

Fig. 9 Different precision cloth simulation map

((a) low-precision cloth edge penetration diagram;

(b) high-precision cloth simulation diagram)

本文方法的另一个优势在于,传统检测中,叶子结点包含一个基本图元三角形,当叶子结点发生碰撞后,需要进行三角形之间的碰撞检测。每一对三角形,要进行3次点—面检测。通过弹簧—质点模型了解到,相邻的三角形共用一个顶点。在图元检测过程中,如果存在相邻的三角形,则一定会有一些共用顶点是重复检测的。如图10所示,图中一共有8个三角形,每次取一个三角形进行点—面相交检测,一共需要检测24个顶点,而实际上模型只有9个顶点。在实际应用中,模型结构远比图10复杂,

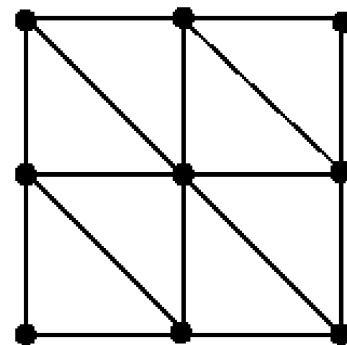


图10 简单布料结构图

Fig. 10 Simple fabric structure diagram

如果不排除已经检测过的顶点,就会出现大量重复检测的粒子,增加算法的计算量,降低运行速率。为了避免这种情况,布料在构建包围盒时,里面包含的基本元素是粒子,而不是三角形。这样可以避免许多重复测试,同时又可以对更多的粒子进行处理。

3.3 验证算法的真实性

本文不仅在效率上有良好的性能,为了防止其在模拟过程中发生穿透,特别针对极端情况进行了模拟。穿透现象一般容易出现在物体比较尖锐的部分,为了检验本文方法模拟效果真实性,在以下两个场景进行了实验。

场景 1:粒子是 3 维空间中最小的物体,用粒子撞击悬垂在空中的布料,观察是否发生穿透。从图 11(a)的效果可以看出,发生碰撞后的粒子没有穿透布料,而是反弹回去。

场景 2:将布料全部重量悬挂在动物模型一只尖尖的左耳上,从图 11(b)的模拟效果可知,在动物耳朵比较尖锐的部分,布料没有发生穿透,效果良好。

极端条件下的模拟实验表明,本文方法不仅运行效率高,而且模拟效果也有保障。

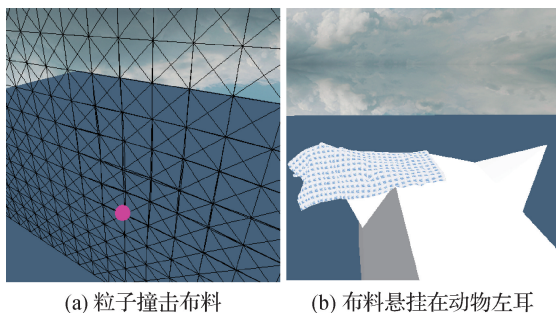


图 11 布料与尖锐物体碰撞效果图

Fig. 11 The effect of the collision between cloth and sharp objects ((a) particles hit the cloth; (b) the cloth hangs on the left ear of the animal)

4 实验结果与分析

为了验证本文方法的有效性,在 Windows 操作系统下,利用开发工具 VS2017,同时使用 C++ 和 OpenGL 技术建立仿真模拟系统。将本文的两种算法与已有算法进行对比,得到实验结果。

4.1 优化神经网络神经元个数

为了选择合适的神经网络结构,使用增量顺序

法,从少量神经元开始,每次迭代都会增加复杂度。图 12 显示了不同神经元选择过程中选择误差和训练误差的历史记录。最小选择误差的神经元个数是 9。因此,选择第 1 层感知器层有 9 个神经元的神经网络。

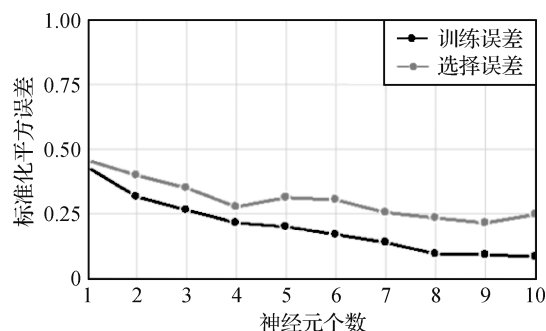


图 12 神经元个数对误差的影响

Fig. 12 The influence of the number of neurons on the error

4.2 神经网络性能分析

神经网络训练的实验结果如图 13 所示。图 13 显示了每个迭代中的训练误差和选择误差。两者都随着时间的推移而减少,训练误差的初始值为 1.352 2,600 个周期后的最终值为 0.151 9。选择误差的初始值为 1.338 1,600 个周期后的最终值为 0.319 1。

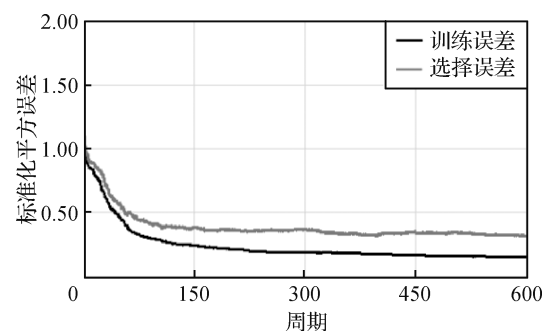


图 13 训练误差和选择误差曲线图

Fig. 13 Training error and selection error curve

为了评估神经网络的性能,使用神经网络的输出与训练实例进行比较。在本文中,如果实例发生碰撞,这样的实例称为正类。如果没有发生碰撞,这样的实例称为负类。实验结果的混淆矩阵如表 1 所示。可以看出,所有的测试实例都能很好地分类,正确分类的实例数为 435 个,错误分类的实例数为 32 个。分类准确率为 93.75%,错误率为 6.25%。

实验结果的 ROC 曲线如图 14 所示,其在 X 轴上表示假正类,在 Y 轴上表示真正类,通过计算曲

表 1 混淆矩阵

Table 1 Confusion matrix

	预测为正	预测为负
实际为正	291	12
实际为负	17	144

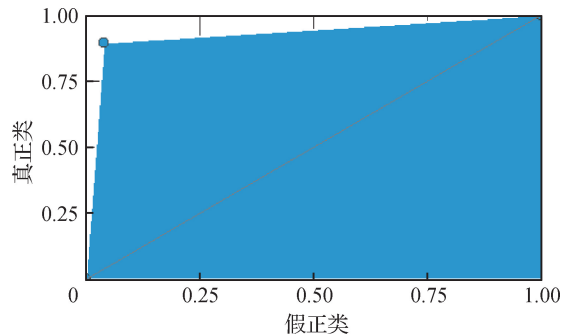


图 14 ROC 曲线

Fig. 14 ROC curve

线下面积(area under the curve, AUC)来测量分辨能力。AUC 越接近 1, 分类器越好。本文实验结果 $AUC = 0.927$, 说明神经网络在大部分情况下预测效果良好。

4.3 不同算法碰撞检测耗时比较

在布料仿真实验中, 使用了 3 种不同精度的布料模型, 它们面积相等, 包含的顶点个数和三角面片个数依次增加, 具体布料模型信息如表 2 所示。

为了评估本文算法的耗时情况, 与经典包围盒算法和融合 DNN(deep neural network)的自碰撞检测算法(靳雁霞等, 2020)进行对比, 计算不同方法碰撞检测所用的平均时间。在模拟实验中, 用相同

表 2 不同布料模型对比

Table 2 Comparison of different cloth models

布料模型	顶点/个	三角面片/个
布料 A	400	722
布料 B	900	1 682
布料 C	2 500	4 802

的布料模型 B 和不同的碰撞物模型分别进行实验, 结果如表 3 所示。

表 3 不同模型的碰撞检测用时

Table 3 Collision detection time of different models

碰撞模型	/s			
	小鸡	球体	正方体	鱼
AABB	0.060 7	0.068 2	0.055 3	0.067 7
AABB-OBB	0.057 4	0.063 5	0.053 6	0.062 7
根节点双层包围盒	0.050 9	0.060 0	0.049 0	0.058 8
融合 DNN 的检测	0.049 8	0.055 4	0.045 8	0.055 8
基于 OpenNN 检测	0.046 1	0.052 1	0.042 3	0.052 6

为了更加直观地了解表 3 中的数据, 将其转换为图 15。可以发现, 传统的混合包围盒算法耗时比使用单个包围盒算法耗时少。本文根节点双层包围盒在运行速度上又比传统混合包围盒快, 耗时缩减了 5.51%~11.32%。基于 OpenNN 的算法在速度上优于所有其他算法, 总耗时比本文根节点双层包围盒缩减了 11.70%, 比融合 DNN 的自碰撞检测算法减少了 6.62%。实验结果表明, 本文方法适合处理实时性要求高的模拟。

通过与不同模型实验对比发现, 模型越复杂, 本

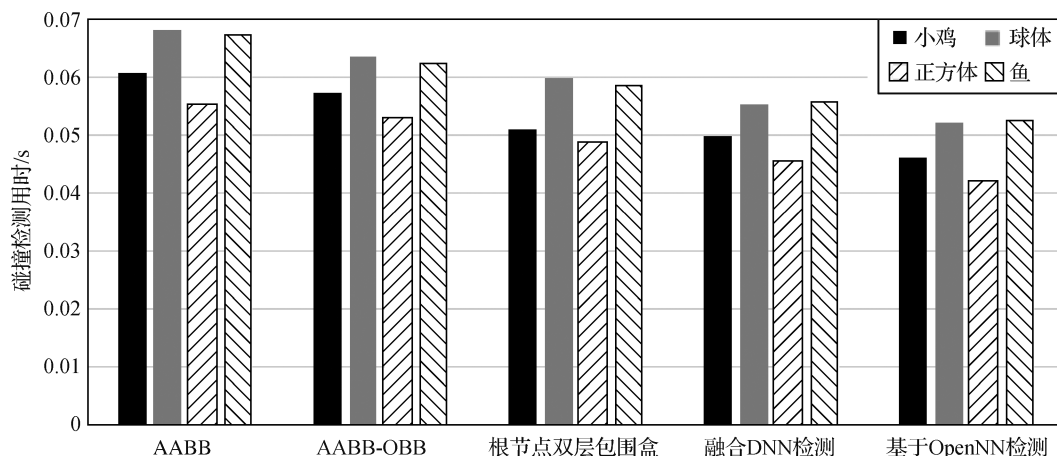


图 15 布料与不同模型碰撞检测耗时变化

Fig. 15 Time-consuming change of cloth collision detection with different models

文算法在时间上的优势越明显。为了进一步验证这个结论,将不同精度布料 A、B 和 C 分别与鱼模型进行碰撞模拟,实验结果如表 4 所示。

表 4 不同精度布料碰撞检测用时
Table 4 Time for collision detection of different precision fabrics

碰撞模型	布料 A	布料 B	布料 C
AABB	0.015 4	0.067 7	0.376 8
AABB-OB	0.015 1	0.062 7	0.372 4
根节点双层包围盒	0.014 3	0.058 8	0.368 3
融合 DNN 的检测	0.029 5	0.055 8	0.298 3
基于 OpenNN 检测	0.037 8	0.052 6	0.119 5

注:加粗字体表示各列最优结果。

从表 4 可以发现,随着布料模型数据量的增大,每种算法的碰撞检测用时都随之增加。当布料模型从 A 到 C 精度增加了 84% 时,两种传统算法和本文根节点双层包围盒算法用时增加了 96%,融合 DNN 的自碰撞检测算法增加了 90.11%,而基于 OpenNN

的算法只增加了 68.37%。对于简单模型布料 A,基于 OpenNN 算法所用的时间最多。在传统方法中,用时最少的是根节点双层包围盒算法。说明基于 OpenNN 的算法适合处理复杂且高精度的模型,而不是处理简单模型。根节点双层包围盒和传统的包围盒算法适用条件一样,都适合中小模型的处理。在相同的条件下,根节点双层包围盒算法用时更少,具有优势。

4.4 验证算法模拟效果真实性

为了验证本文算法不仅在效率上有所提升,同时也保证了模拟效果真实性,将布料 B 分别与不同模型进行碰撞实验。实验包括 3 种情况:1) 布料受重力作用下落,与木箱子碰撞,停留在木箱子上;2) 布料与有着尖锐棱角的游戏角色相碰撞,覆盖在了游戏角色上面;3) 运动的人体穿过垂直下落的布料,布料落在人体上。图 16 为截取的实验过程中不同帧的模拟效果,可以看出,本文算法模拟效果的真实性和 AABB 包围盒算法模拟效果大致相同,不影响视觉观感,真实性得到了保障。

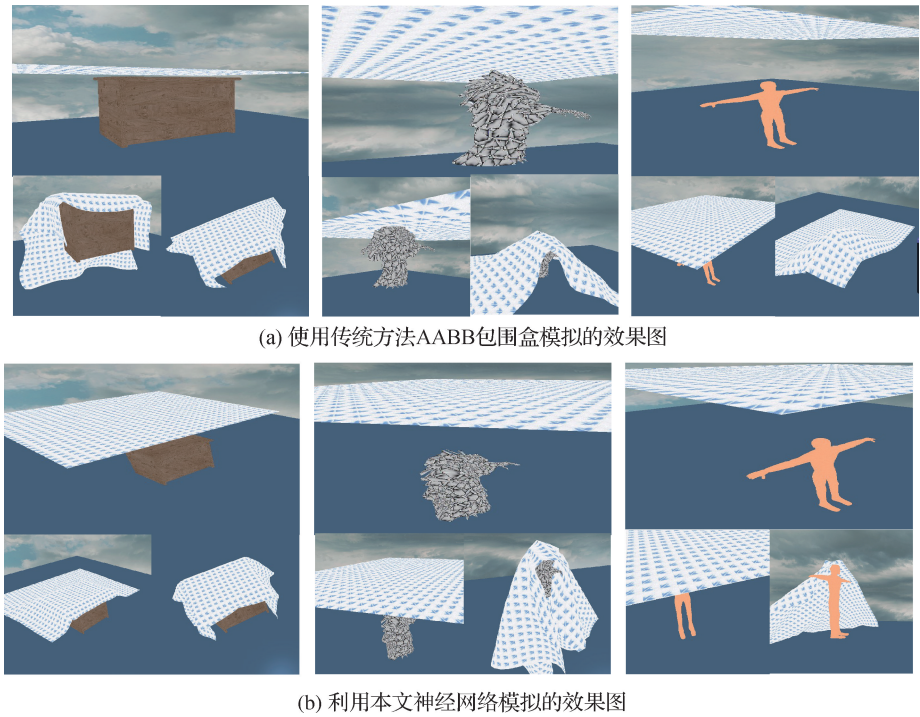


图 16 布料与不同模型碰撞效果图

Fig. 16 The effect of cloth collision with different models((a) using bounding box AABB simulation; (b) ours)

5 结 论

本文提出了根节点双层包围盒碰撞检测算法。

利用简单的包围盒,提高了包围盒的剔除率,使碰撞检测算法的效率得到提升。然后结合神经网络,进一步改进了碰撞检测算法,使算法在一个时间步长内可以处理大量的布料粒子,减少了包围盒的构造

时间,加速了碰撞检测的速度。通过与传统的单个包围盒算法、混合包围盒算法和融合 DNN 的自碰撞检测算法相比,本文在减少碰撞检测时间的同时,准确性也得到了保证,性能得到很大提升。

实验中通过训练神经网络得到的模型,其稳定性还可以进一步提升。在下一步工作中,将试图得到更多更全面的样本数据量,并以此训练神经网络得到更好的模型。同时,为了更好地将碰撞检测算法与神经网络相融合,将尝试用神经网络预测布料模型粒子碰撞后的位置,减少碰撞响应所用的时间,提高整个算法模拟的效率。

参考文献(References)

- Feng X F, Shi X and Chen J. 2010. An algorithm of collision detection based on hybrid model//Proceedings of 2010 International Conference on Computational Intelligence and Security. Nanning, China: IEEE: 109-112 [DOI: 10.1109/CIS.2010.31]
- Holden D, Duong B C, Datta S and Nowrouzezahrai D. 2019. Subspace neural physics: fast data-driven interactive simulation//The 18th Annual ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation. Los Angeles, USA: Association for Computing Machinery: #6 [DOI: 10.1145/3309486.3340245]
- Hubbard P M. 1993. Interactive collision detection//1993 IEEE Research Properties in Virtual Reality Symposium. San Jose, USA: IEEE: 24-31 [DOI: 10.1109/VRAIS.1993.378267]
- Jiang Y, Guo R L, Ma F F and Shi J L. 2019. Cloth simulation for Chinese traditional costumes. *Multimedia Tools and Applications*, 78(4): 5025-5050 [DOI: 10.1007/s11042-018-5983-8]
- 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(8): 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(8): 1674-1683) [DOI: 10.11834/jig.190548]
- Kim M, Sung N J, Kim S J, Choi Y J and Hong M. 2019. Parallel cloth simulation with effective collision detection for interactive AR application. *Multimedia Tools and Applications*, 78(4): 4851-4868 [DOI: 10.1007/s11042-018-6063-9]
- Liu J P and Chen J X. 2017. 3D collision detection algorithm based on composite balanced binary bounding box tree//Proceedings of the 7th International Conference on Education, Management, Computer and Medicine. Paris, France: Atlantis Press: 646-651 [DOI: 10.2991/emcm-16.2017.125]
- Louchet J, Provot X and Crochemore D. 1995. Evolutionary identification of cloth animation models//Proceedings of the Eurographics Workshop in Maastricht. The Netherlands: Springer: 44-54 [DOI: 10.1007/978-3-7091-9435-5_4]
- Lyu M Y, Wan Y C, Zhao W, Tang Y and Zhao J. 2020. Fast cloth collision detection and effective contact friction algorithm. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 32(3): 392-400 (吕梦雅, 宛月茶, 赵伟, 唐勇, 赵静. 2020. 快速的布料碰撞检测和有效的接触摩擦算法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 32(3): 392-400) [DOI: 10.3724/SP.J.1089.2020.17727]
- 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]
- Tang Y, Yang S S, Lyu M Y, Zhang M M and Pan Z G. 2013. Collision detection for cloth based on adaptive enclosing ellipsoids. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 25(10): 1589-1596 (唐勇, 杨偲偲, 吕梦雅, 张明敏, 潘志庚. 2013. 自适应椭圆包围盒改进织物碰撞检测方法. *计算机辅助设计与图形学学报*, 25(10): 1589-1596)
- Tu C Q and Yu L Z. 2009. Research on collision detection algorithm based on AABB-OBB bounding volume//Proceedings of the 1st International Workshop on Education Technology and Computer Science. Wuhan, China: IEEE: 331-333 [DOI: 10.1109/ETCS.2009.82]
- Wang M N, Chen S Y and Yang Q Y. 2019. Design and application of bounding volume hierarchy collision detection algorithm based on virtual sphere. *Journal of Mechanics in Medicine and Biology*, 19(7): #1940044 [DOI: 10.1142/S021951941940044X]
- Wang X L, Tang M, Manocha D and Tong R F. 2018. Efficient BVH-based collision detection scheme with ordering and restructuring. *Computer Graphics Forum*, 37(2): 227-237 [DOI: 10.1111/cgf.13356]
- Yazid R, Sulaiman H A, Pee A N C, Bade A, Sukormo N S and Abdul-lasim N. 2019. The framework of collision detection for deformable bodies in virtual environment. *Journal of Physics: Conference Series*, 13580: #012082 [DOI: 10.1088/1742-6596/1358/1/012082]
- Ye J T, Ma G H, Jiang L G, Chen L, Li J T, Xiong G, Zhang X P and Tang M. 2017. A unified cloth untangling framework through discrete collision detection. *Computer Graphics Forum*, 36(7): 217-228 [DOI: 10.1111/cgf.13287]
- Zhang H. 2019. Research on the Relationship between Posture and Folds of Virtual Clothing Network Display Based on Machine Learning. Beijing: Beijing Institute of Fashion Technology (张惠. 2019. 基于机器学习的服装网络虚拟展示的体态与服装褶皱关系研究. 北京: 北京服装学院)
- Zhu D Y, Li Z, Xia F and Xu Y. 2016. Dynamic garment simulation based on hybrid bounding volume hierarchy. *Autex Research Jour-*

nal, 16(4): 241-249 [DOI: 10.1515/aut-2015-0054]

Zhu Y F, Meng J, Xie G H and Ma W J. 2008. Research on real-time collision detection based on hybrid hierarchical bounding volume. Journal of System Simulation, 20(2): 372-377 (朱元峰, 孟军, 谢光华, 马文娟. 2008. 基于复合层次包围盒的实时碰撞检测研究. 系统仿真学报, 20(2): 372-377)

作者简介



靳雁霞, 1973 年生, 女, 副教授, 主要研究方向为虚拟仿真和图形图像处理。

E-mail: zjc991109@163.com



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

E-mail: 3227005937@qq.com

贾瑶, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟仿真和图形图像处理。E-mail: 1792322641@qq.com

陈治旭, 男, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟仿真和图形图像处理。E-mail: 357156617@qq.com

芦烨, 女, 硕士研究生, 主要研究方向为虚拟仿真和图形图像处理。E-mail: 939337943@qq.com