

# 改进的蜂群算法及其在 CBD 选址规划中的应用

张鹏 刘弘 刘鹏

(山东师范大学信息科学与工程学院 济南 250014)

(山东师范大学山东省分布式计算机软件新技术重点实验室 济南 250358)

**摘要** 中央商务区(CBD)是城市现代化的象征与标志,是城市的功能核心。选址规划是 CBD 开发建设的第一步,其合理性关系到开发的成败。手动 CBD 选址规划不仅效率低,且数据精度差。采用智能优化算法替代手动分析进行选址规划不仅降低了 CBD 建设的成本,更有助于提高规划建设的效率和精度。针对该问题,对原始蜂群算法进行改进,提出了基于可达性评价的新型算法 NABC,并将其应用于 CBD 选址规划中进行微观实验仿真。实验结果表明,该算法克服了原始算法收敛速度慢的缺陷,提高了 CBD 选址的智能性和准确性。

**关键词** 中央商务区,群体智能,人工蜂群算法,引领蜂,可达性

**中图分类号** TP391.7 **文献标识码** A

## Improved Artificial Bee Colony Algorithm and its Application in CBD Location Planning

ZHANG Peng LIU Hong LIU Peng

(School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China)

(Shandong Provincial Key Laboratory for Distributed Computer Software Novel Technology, Jinan 250358, China)

**Abstract** Central Business District is the functional core of the city which reflects its modernization. The development of CBD depends much on the reasonableness of location planning. Location planning for CBD by manual analysis has low efficiency and accuracy of data. Using intelligent optimization algorithm for location planning can not only reduce the costing, but also improve efficiency and accuracy in construction of CBD. Aiming at this question, this paper improved original ABC algorithm and proposed a new method(NABC) based on evaluation of accessibility. Microscopic simulation experiment was made for CBD location planning by taking advantage of this method. This model overcomes the defect of convergence speed compared with original algorithm and improves the intelligence and accuracy of CBD construction according to the simulation experiment.

**Keywords** Center business district, Swarm intelligence, Artificial bee colony algorithm, Employed foragers, Accessibility

## 1 引言

中央商务区(Center Business District, CBD)是指城市中集金融、商务办公、文化和服务为一体的经济重心区域,是城市现代化的象征与标志,也是城市国际化的必经之路,因此近年来成为研究的热点问题。在 CBD 的开发构建中,如何选择合适区域进行建设是 CBD 成功开发的第一步, CBD 选址的合理性关系到其开发的成败。在 CBD 的选址规划中将综合考虑地理位置、交通、开发用地等多个因素,如果采用手动分析的方式不仅效率低,而且缺乏数据精度,依据性差。因此针对该问题,本文对群体智能领域的新型算法人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)进行改进(NABC),即在引领选择时加入了对位置因素的评估,使跟随个体能够在全局范围内选择可达性最好的引领作为改进目标。将 NABC 算法应用于

CBD 选址规划中,充分发挥智能群体的自组织和协同性特征,在全局范围内自主挖掘最优的 CBD 候选区域。

本文主要介绍基于 NABC 算法的 CBD 选址规划的环境建模过程、基本思想、算法流程,并对其进行了性能对比测试和 3D 实验仿真。仿真实验结果表明,该算法能够实现复杂环境下的 CBD 选址规划,提高了 CBD 规划建设的效率和数据精度,为 CBD 建设提供了理论参考依据。

## 2 相关研究

CBD 的概念由美国社会学家伯吉斯于 1923 年首次提出。现代意义上的中央商务区是指城市中集中大量金融、商业、贸易、信息及中介服务,拥有大量商务办公、酒店、公寓等配套设施,具备完善的市政交通与通讯条件,便于现代商务活动的场所<sup>[1]</sup>。国外 CBD 建设已经比较成熟,纽约曼哈顿

到稿日期:2012-10-10 返修日期:2012-12-13 本文受国家自然科学基金(60970004, 61272094), 国家教育部博士点基金(20093704110002), 山东省自然科学基金(ZZ2008G02, ZR2010QL01), 山东省高等学校科技计划项目(J11LG32), 山东省分布式计算机软件新技术重点实验室基金资助。

张鹏(1989-),男,硕士生,主要研究方向为群体智能优化算法, E-mail: zhp11@126.com; 刘弘(1955-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为分布式人工智能、软件工程及计算机辅助设计等; 刘鹏(1987-),男,硕士生,主要研究方向为 ACIS 造型技术。

CBD、巴黎拉德方斯区、伦敦、新加坡等大都市已经在上世纪后半叶基本形成。国内 CBD 经历了建设起步和发展建设阶段,现在达到一个调整提高阶段。1992 年以后,随着改革开放,CBD 的相关研究也取得了一定的进展,在实践上,国内的多个大城市以政府为主导提出了 CBD 规划构想。到目前为止,40 多个城市提出了 CBD 规划建设方案并加快实施<sup>[2]</sup>。

在 CBD 建设上一般采取两种途径:一种是对城市原有的商业街区加以改造和扩建,如沈阳的沈河区等;另一种途径是择地新建,如上海的陆家嘴、重庆的江北城等。无论采用哪种途径,区域选择都是其建设开发的关键,采用智能优化算法替代手动分析进行选址规划不仅降低了 CBD 建设的成本,更有助于提高规划建设的效率和精度。

群体智能<sup>[3]</sup>的概念于上世纪 90 年代被首次提出,之后对其的研究迅速展开。典型的群体智能优化算法如蚁群算法、微粒群算法和蜂群算法被广泛应用于路径规划、智能交通和计算机动画等领域,已经成为人工智能以及经济、社会、生物等交叉学科的热点和前沿领域。群体智能利用群体的优势在没有集中控制、不提供全局模型的前提下,为寻找复杂问题的解决方案提供了新的思路。虽然群体智能的研究目前还处于初级阶段,但其潜在的并行性和分布式特征使之成为计算机领域一个重要的研究方向。

### 3 问题建模

在利用群体智能算法解决优化问题时,首要问题是如何建模解空间和设定适应度评价标准。CBD 选址规划问题的目标是在给定的全局环境状态下探索最优的位置区域,由于需要考虑多个评价因素,因此可能会存在多个全局最优解,是典型的多模寻优问题。为了形式化地描述该问题,采用网格划分的方式进行环境建模,如图 1 所示。

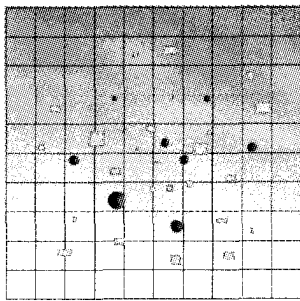


图 1 CBD 选址局部环境示意图

图 1 中矩形和圆形实体代表城市基本建筑。CBD 选址规划问题的候选解空间可表示为:

$$T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{\eta-1}, t_{\eta}\}, t_i = (x_i, y_i) \quad (1)$$

式中,  $t_i$  表示第  $i$  个网格的中心坐标,  $\eta$  表示网格的数目。

CBD 是城市中集地理位置、商务环境、交通等优势为一体的综合性区域,因此 CBD 规划选址要综合考虑地理、交通、开发用地、环境等多个因素,设定式(2)作为其适应度评价函数:

$$f(t_i) = c_1 \sum_{j=1}^d (t_{ij} - center_j)^2 + c_2 s_i + c_3 h_i + c_4 m_i \quad (2)$$

式中,  $d$  表示解空间的维数,  $center_j$  表示城市中心位置的第  $j$  维坐标,  $s_i$  表示  $t_i$  网格内道路面积,  $h_i$  表示  $t_i$  网格内可用的开发用地面积,  $m_i$  表示  $t_i$  网格内所包含的第三产业数,  $c_1, c_2, c_3, c_4$  为权重系数 ( $c_1 < 0, c_2 > 0, c_3 > 0, c_4 > 0$ )。

综上所述, CBD 选址规划的数学模型可表示为: 网格划分全局状态环境进行环境建模, 在所得的候选解空间  $T =$

$\{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{\eta-1}, t_{\eta}\} (t_i = (x_i, y_i))$  搜索使得适应度值:

$$f(t_i) = c_1 \sum_{j=1}^d (t_{ij} - center_j)^2 + c_2 s_i + c_3 h_i + c_4 m_i$$

最大化的全局最优解集。

## 4 基于 NABC 算法的 CBD 选址规划

### 4.1 ABC 算法概述

#### 4.1.1 基本思想

群体智能作为一个新兴领域,自提出以来受到广泛关注,但绝大多数研究都针对蚁群算法(Ant Colony Algorithm, ACO)<sup>[4]</sup>和微粒群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)<sup>[5]</sup>展开。基本的 ACO 和 PSO 算法在每次迭代过程中仅选取一个当前最优解作为改进目标,因此容易陷入局部最优值,多模寻优能力差。人工蜂群算法由 Karaboga 于 2005 年首次提出<sup>[6]</sup>,并被应用在函数的数值优化问题上,实验证明该算法简单、鲁棒性强,在非限制性数值优化问题上有着比常见的启发式算法更加优越的性能。2006 年, Karaboga 又进一步将 ABC 理论应用到限制性数值优化问题的解决上,并取得了比较好的测试效果。此外, ABC 算法在组合优化问题中也有着较好的应用,如旅行商(TSP)问题和路径优化问题<sup>[7]</sup>,其特有的角色转换和多引领选择机制使得算法在求解多模优化问题时能够获得比其它智能优化算法更好的数据精度。

人工蜂群算法包含 3 种基本要素<sup>[8]</sup>: 食物源、被雇佣的蜂群(employed foragers)、未被雇佣的蜂群(unemployed foragers, 跟随蜂和侦查蜂)。初始化时,所有个体均以侦查蜂的身份在蜂巢附近随机寻找食物源,一旦获取食物源信息,该个体有如下选择:

- ①如果食物源收益度高于设定的阈值,则转换成引领蜂,并与其它个体分享食物源信息;
- ②如果食物源收益度略低于设定的阈值,则放弃食物源,转换为跟随蜂;
- ③如果食物源收益度远低于设定的阈值,则保持原状态继续在蜂巢附近搜索。

#### 4.1.2 算法流程

典型 ABC 算法的流程如下:

- Step1 初始化解空间、个体位置、迭代次数等相关参数, 设定适应度评价函数;
- Step2 粒子适应度评价并按适应度值优劣排序;
- Step3 根据适应度排序结果选取前 50% 粒子为引领;
- Step4 计算引领被选择的概率;
- Step5 剩余粒子进行到跟随或侦查的角色转换;
- Step6 粒子依角色进行位置更新;
- Step7 如满足迭代条件则返回 Step2, 否则算法结束。

在 Step1 进行初始化时, 设定解空间维数  $d$ 、最大迭代次数 MCN、放弃蜜源阈值  $limit$  等参数。之后依据式(3)生成  $n$  个个体:

$$x_{ij} = x_{\min,j} + rand(0, 1) * (x_{\max,j} - x_{\min,j}) \quad (3)$$

式中,  $i \in \{1, 2, 3, \dots, n\}, j \in \{1, 2, 3, \dots, d\}, x_{\min,j}$  和  $x_{\max,j}$  分别表示候选解区域的下限和上限;  $rand(0, 1)$  为 0、1 之间的随机数。

在 Step4 中依据式(4)计算引领粒子被选择的概率<sup>[9]</sup>:

$$P_{i_s} = \frac{fit_{i_s}}{\sum_{i=1}^n fit_{i_s}} \quad (4)$$

式中,  $P_{i_s}$  表示第  $s$  个粒子被选择的概率,  $fit_{i_s}$  表示第  $s$  个粒

子的适应度值,  $en$  表示引领粒子个数。

在 Step6, 粒子依据式(5)进行位置更新:

$$x_{ij} = x_{ij} + rand(-1, 1) * (x_{kj} - x_{ij}) \quad (5)$$

式中,  $k \in (1, 2, 3, \dots, en)$  随机生成且  $k \neq i$ 。位置更新采用贪婪准则, 如果计算后的位置适应度值优于当前值, 则进行位置更新, 否则重新计算。若  $limit$  阈值内没有改进, 则丢弃该蜜源, 采用式(1)重新生成, 从而有效地防止算法陷入局部最优。

如果迭代计数小于  $MCN$ , 则返回 Step2 继续执行下一次迭代; 否则退出算法, 输出全局最优解。在算法执行过程中, 引领蜂和跟随蜂是算法的主体, 侦查蜂的设置丰富算法的多样性, 使算法跳出局部最优。

#### 4.2 算法改进

由式(4)可以看出原始 ABC 算法在进行引领选择时采取了随机贪婪策略, 忽略了个体之间的位置关系, 使得跟随蜂在引领选择时有可能错过较近的引领而向可达性较差的引领靠近, 从而造成算法收敛速度变慢。因此本文对 ABC 算法进行改进, 在引领选择时加入对位置因素的评估。在 Step4 依据式(6)计算引领被选择的概率。

$$P_{s_{ij}} = \gamma_1 \frac{fit_{s_{ij}}}{\sum_{j=1}^m fit_{s_{ij}}} + \gamma_2 (1 - \frac{d_{s_{ij}}}{\sum_{j=1}^m d_{s_{ij}}}) \quad (6)$$

式中,  $d_{s_{ij}}$  表示当前粒子  $s_i$  到达第  $s_j$  个引领粒子的距离,  $\gamma_1$ 、 $\gamma_2$  为权重系数且  $\gamma_1 + \gamma_2 = 1$ 。

改进后的引领选择过程如图 2 所示。

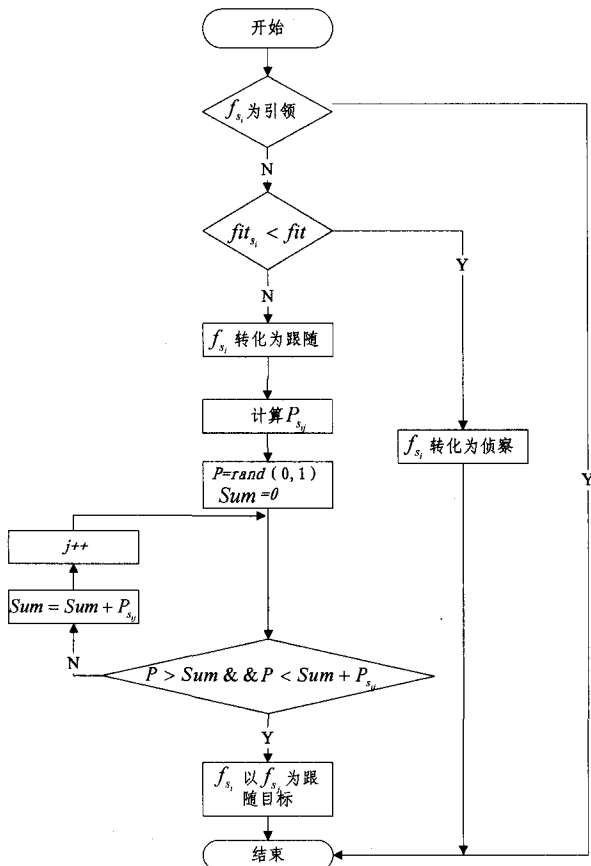


图 2 NABC 引领选择过程

图 2 中  $f_{s_i}$  表示当前第  $s_i$  粒子,  $fit_{s_i}$  表示粒子  $s_i$  的适应度值,  $fit$  为适应度阈值。

原始蜂群算法在进行引领目标选择时将跟随蜂设定为等价的个体, 所有跟随均采用相同的引领计算方式进行目标设定, 从而导致算法在多模优化问题中存在收敛速度慢的缺陷。

改进后的算法充分考虑了粒子位置的异质性, 采用不同的参数控制目标设定过程, 扩展了算法的多模寻优能力。在引领选择时综合考虑了适应度、概率和位置等因素, 引领个体的适应度值越高、可达性越好, 被跟随蜂选择的概率就越大。与原始的算法相比, 改进后的算法克服了可达性缺陷, 减少了跟随向引领移动的时间, 提高了收敛速度。

#### 4.3 CBD 选址规划

中央商务区选址规划本质上是位置寻优的过程, 是典型的复杂优化问题。利用人工蜂群算法进行中央商务区选址规划时有表 1 所列的对应关系。

表 1 CBD 选址规划对比分析表

CBD 寻优	人工蜂群算法
CBD 候选空间	候选解
建设区域	最优解
区域评估标准	适应度函数
区域选择速度	收敛速度

基于 NABC 算法的 CBD 选址过程可归纳如下:

步骤 1 环境建模并初始化网格中心位置、道路面积、商务环境等数据信息;

步骤 2 初始化解空间和参数, 设定式(2)作为适应度评价函数;

步骤 3 粒子适应度值评估并按适应度值进行排序;

步骤 4 选择引领并依据式(6)计算引领选择概率;

步骤 5 角色转换;

步骤 6 引领采用式(5)、跟随采用式(7)进行位置更新;

步骤 7 如满足迭代条件, 转向步骤 3, 否则输出全局最优解集。

$$x_{ij} = x_{ij} + rand(0, 1) * (x_{i_{gost}, j} - x_{ij}) \quad (7)$$

式中,  $x_{i_{gost}, j}$  表示粒子  $x_i$  跟随目标的第  $j$  维坐标。

#### 5 性能分析及仿真实验

本研究采用 DELL Precision T3500(Xeon W3550/12GB/500GB)图形工作站进行性能测试及仿真实验。该系统的基本配置如下:

硬件系统: Xeon W3550 四核处理器; 12G DDR3 内存; NVIDIA Quadro FX580 高清显卡芯片; Broadcom 5761 千兆以太网控制器等。

软件系统: Matlab; Visual Studio. NET 2003; Xtreme Toolkit Pro; ACIS/HOOPS 造型引擎及应用框架等。

##### 5.1 性能分析

为了验证改进蜂群算法 NABC 的良好性能, 在 Matlab 环境下对 PSO 算法、ABC 算法和 NABC 算法进行性能对比测试。以多模优化测试函数为基准<sup>[10]</sup>, 其表达式如式(8)所示:

$$f(x) = \sin^6(5\pi x) \quad (8)$$

$x \in [0, 1]$ , 最优解位于 0.1, 0.3, 0.5, 0.7 和 0.9。

设置相关实验参数  $n=1000$ ,  $MCN=1000$ ,  $limit=50$ , 输出迭代次数和误差如图 3 所示。

由图 3 所示的实验结果可以看出, 由于 PSO 算法采用单极值更新策略, 在多模寻优中扩展解的多样性较差, 因此精度较低; 原始 ABC 算法采用多引领选择机制, 在精度上有所提升; NABC 算法在引领选择时增加了对位置因素的评价, 粒子选择了可达性较高的引领目标, 加快了收敛速度, 提高了搜索精度。



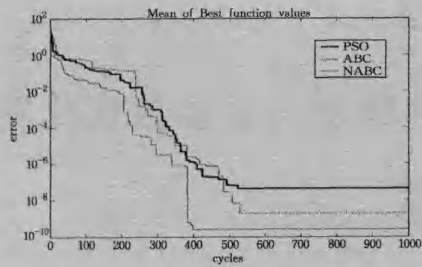


图3 算法性能对比

## 5.2 仿真实验

为了验证改进蜂群算法在CBD规划选址中的良好效果,本研究对基于NABC算法的CBD选址规划进行了微观实验仿真。本实验采用基于构件的虚拟环境建模<sup>[11]</sup>设计方法,以Visual Studio.NET 2003和ACIS/Hoops<sup>[12]</sup>为平台,搭建虚拟环境建模系统,根据网格环境计算其对应的 $s_i, h_i, m_i$ ,设定实验参数 $n=30, MCN=500, limit=20, c_1=-0.4, c_2=c_3=c_4=0.2$ ,其仿真界面如图4所示。

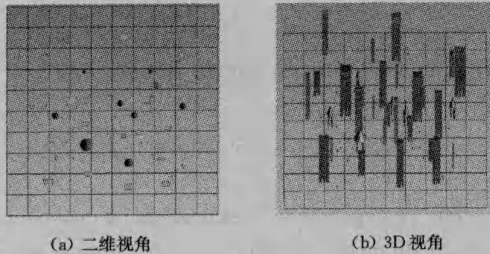


图4 初始化环境效果图

图4中分散的粒子表示原始蜂群。之后采用4.3节所示的流程进行迭代寻优,图5为迭代完成效果图。

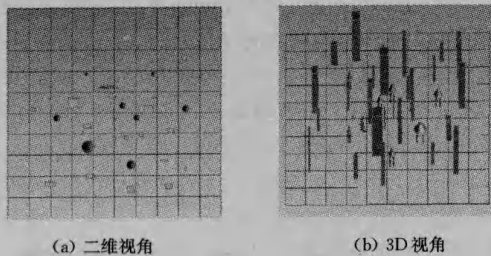


图5 迭代完成效果图

如图5所示,经过反复迭代寻优,最终粒子收敛到全局最优区域。

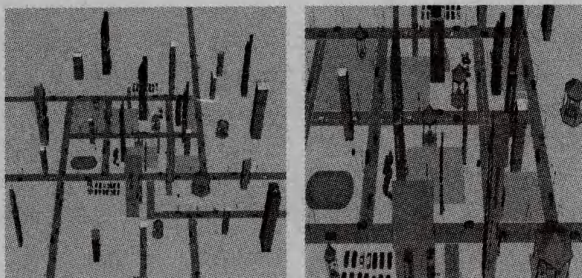


图6 Maya仿真全局效果图

图7 Maya仿真局部效果图

为了增强仿真实验的可视化效果,体现其实际可用价值,本实验将环境建模系统中搭建的场景模型数据导入至Maya中,利用内置Mel脚本语言开发plug-in插件读取环境信息,

通过模型库进行场景渲染<sup>[13]</sup>及更新。通过该插件实现模型及路径数据的导入等功能,其仿真效果如图6和图7所示。

在图6和图7中,楼房等建筑为读取的城市基本信息,红色粒子群为仿真收敛区域。

该仿真实验通过高质量可视化的方式验证了将改进蜂群算法NABC运用于CBD选址规划的可行性和有效性,为CBD选址提供了新的思路。

**结束语** 本文针对人工蜂群算法收敛速度慢的缺陷进行改进,提出了基于改进蜂群算法NABC的CBD选址规划方案,为解决复杂优化问题提供了参考思路。人工蜂群算法是群体智能领域的新型算法,其良好的分布式和性能优势得到了国内外学者的广泛关注。为了进一步推动人工蜂群算法的深入研究和应用,今后拟在以下几个方面进行深入研究:

(1)人工蜂群算法的理论研究。深入分析研究提高算法收敛速度及性能的有效方法,为蜂群算法的广泛应用奠定理论基础。

(2)提高算法应用的多样性。针对不用类型的应用对原始算法进行相应改进,以提高算法解决具体问题的效率和质量。

(3)强化算法的分布式特性。以分布式群体智能为依据,扩展算法的并行计算能力,构造有效的复杂问题解决方案。

## 参考文献

- [1] 刘含,罗谦.论我国中央商务区建设发展—以成都为例[J].贵州大学学报,2011,28(2):122-126
- [2] 丁成日,谢欣梅.城市中央商务区(CBD)发展的国际比较[J].城市发展研究,2010,17(10):72-82
- [3] 余建平,周新民,陈明.群体智能典型算法研究综述[J].计算机工程与应用,2010,46(25):1-4
- [4] Meng Xiang-ping. An Improvement to the Coordination Method of Ant Colony Algorithm[C]//Computer Distributed Control and Intelligent Environmental Monitoring(CDCIEM). Hunan, China, 2012
- [5] Kuo R J, Akbaria K, Subroto B. Application of particle swarm optimization and perceptual map to tourist market segmentation [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39: 8726-8735
- [6] Karaboga D. An Idea Based On Honey Bee Swarm For Numerical Optimization[R]. Technical Report-TR06. Erciyes University, 2005
- [7] 胡中华,赵敏.基于人工蜂群算法的TSP仿真[J].北京理工大学学报,2009,29(11):978-982
- [8] Karaboga D, Basturk B. On the Performance of Artificial Bee Colony Algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687-697
- [9] 孙玉灵,刘弘,曹杰.基于人工蜂群算法的群体动画路径生成方法[J].计算机工程,2011,37(22):131-133
- [10] 谭莹.计算群体智能基础[M].北京:清华大学出版社,2009:25-26
- [11] 苏绍勇,陈继明,潘金贵.虚拟环境中行为建模技术研究[J].计算机科学,2007,34(2):270-273
- [12] 王延红,仇小鹏,杨平利.ACIS/HOOPS几何建模与可视化技术研究与应用[J].计算机仿真,2011(z1):357-360
- [13] 刘秀玲,杜欢平,杨国杰.分布式多交互虚拟场景渲染的协同控制[J].计算机工程与应用,2009,45(29):78-81