

工学硕士学位论文

基于改进和声算法的三维
模型相似性计算

董欣然

哈尔滨理工大学

2021 年 4 月

国内图书分类号：TP391.7

工学硕士学位论文

基于改进和声算法的三维 模型相似性计算

硕士研究生：董欣然

导师：高雪瑶

申请学位级别：工学硕士

学科、专业：计算机科学与技术

所在单位：计算机科学与技术学院

答辩日期：2021年3月

授予学位单位：哈尔滨理工大学

Classified Index: TP391.7

Dissertation for the Master Degree in Engineering

Similarity Calculation of 3D Model Based on Improved Harmony Algorithm

Candidate:	Dong Xinran
Supervisor:	Gao Xueyao
Academic Degree Applied for:	Master of Engineering
Specialty:	Computer Science and Technology
Date of Oral Examination:	March, 2021
University:	Harbin University of Science and Technology

基于改进和声算法的三维模型相似性计算

摘 要

近些年,随着互联网的急速发展以及网络在人们生活中的广泛普及,媒体之间的信息交流越发方便、频繁。目前,三维模型在工作、生活中的普遍存在与使用,导致三维模型数量急剧增长。怎样快速准确地在庞大而又繁琐的模型库中检索出符合各类用户需求的三维模型就显得十分重要了。这些亟需满足的检索、匹配需求,掀起了计算机领域中三维模型检索技术研究的热潮。模型相似性计算作为三维模型检索中的关键一环,同样引起了专家学者的关注。因此,本文提出了基于改进和声算法的三维模型相似性计算方法。通过实验对比,验证了改进和声搜索算法对三维模型的相似性描述更加准确。本文主要架构如下:

其一,探索三维模型相似性计算的发展历程,对国内外三维模型相似性计算方法的发展态势进行分析。列举了相关的分类及检索方法。将较为常用的模型处理方法进行了介绍与剖析。简述了现有三维模型处理技术中存在的问题。

其二,根据面构成边数的差值来描述三维模型面之间的形状相似度。根据模型面的邻接结构关系得到模型之间的结构相似度。综合利用上述两种相似度,找到一个能描述整体三维模型信息的方法,并构造出面相似度矩阵。

其三,研究了利用遗传算法、和声搜索算法、改进的和声算法以及遗传和声混合搜索算法搜索模型面相似度矩阵的方法。据此,找到两个三维模型的最优面匹配对序列,度量模型之间的差异。研究过程中给出了搜索的具体步骤以及三维模型相似性计算的方法。通过实验对比表明:本文提出的方法的确能够有效快速地比较两个三维模型的相似性。

关键词 三维模型; 和声搜索; 遗传和声; 模型相似性; 面匹配

Similarity Calculation of 3D Model Based on Improved Harmony Algorithm

Abstract

With the rapid development of Internet and the widespread popularity of Internet in people's lives, information exchanges between media have become more convenient and frequent in recent years. At present, the widespread existence and use of 3D models in work and life has led to a rapid increase in the number of 3D models. It is very important to quickly and accurately retrieve 3D models that meets the needs of various users in huge and tedious model library. These urgent requirements for retrieval and matching have set off an upsurge in research of 3D model retrieval technology in computer field. Model similarity calculation, as a key part of 3D model retrieval, has also attracted the attention of experts and scholars. Therefore, this paper proposes a 3D model similarity calculation method based on improved harmony algorithm. Through experimental comparison, it is verified that the improved harmony search algorithm can describe 3D models' similarity more accurately. The main structure of this article is as follows:

First, explore the development history of 3D model similarity calculation, and analyze the development trend of 3D model similarity calculation methods at home and abroad. List relevant classification and retrieval methods. The more commonly used model processing methods are introduced and analyzed. The problems existing in 3D model processing technology are briefly described.

Second, shape similarity between 3d model faces is described according to the difference of edges' number. Structural similarity between models is obtained according to the adjacency structure relation of models. Comprehensive use of the above two similarities, find a method that can describe overall 3D model information, then construct a face similarity matrix.

Third, the method of searching model face similarity matrix using genetic algorithm, harmony search algorithm, improved harmony algorithm and genetic

harmony search algorithm are studied. According to this, the optimal face matching pair sequence of two 3D models is found, and the difference between models is measured. The specific steps of search and the method of calculating similarity of 3D models are given in research process. The experimental comparison shows that the method proposed in this paper can effectively and quickly compare two 3D models' similarity.

Keywords 3D model, harmony search, genetic harmony, model similarity, face matching

目 录

摘 要.....	I
Abstract.....	II
第 1 章 绪论.....	1
1.1 课题研究的背景和意义.....	1
1.2 三维模型相似性计算方法的研究现状.....	2
1.2.1 国外研究现状和应用.....	2
1.2.2 国内研究现状和应用.....	4
1.3 课题的来源及研究内容.....	5
1.3.1 课题来源.....	5
1.3.2 课题的主要研究内容.....	6
1.4 本文的组织结构.....	7
第 2 章 三维模型相似性计算方法的研究.....	8
2.1 常用的三维模型处理方法.....	8
2.1.1 基于内容的三维模型特征提取方法.....	8
2.1.2 基于语义的三维模型特征提取方法.....	13
2.2 所面临的问题.....	15
2.3 本章小结.....	16
第 3 章 基于遗传算法的模型相似性计算.....	17
3.1 相似度矩阵构造.....	17
3.1.1 面形状相似度计算.....	17
3.1.2 面结构相似度计算.....	20
3.1.3 模型相似性计算.....	22
3.2 基于遗传算法的模型相似性计算.....	22
3.3 实验.....	25
3.4 本章小结.....	27
第 4 章 基于改进和声搜索算法的模型相似性计算.....	28
4.1 和声搜索算法.....	28
4.1.1 和声搜索算法基本原理.....	28
4.1.2 和声搜索算法基本步骤.....	29
4.1.3 和声搜索算法过程.....	31

4.2 改进的和声搜索算法.....	32
4.2.1 参数自适应调整.....	32
4.2.2 全局自适应和声搜索算法中的参数调整.....	36
4.3 基于 SGHS 的模型相似性计算.....	36
4.4 实验.....	38
4.5 本章小结.....	40
第 5 章 基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算.....	41
5.1 优化和声记忆库.....	41
5.2 遗传和声混合搜索算法.....	43
5.3 基于遗传和声混合搜索算法的模型相似性计算.....	44
5.4 实验.....	47
5.5 本章小结.....	50
结论.....	51
参考文献.....	52
攻读硕士学位期间所发表的学术论文.....	57
致谢.....	58

第 1 章 绪论

1.1 课题研究的背景和意义

在社会数据化、信息化发展进程中，随着三维建模技术的不停完善，在各个领域都能看到三维模型的身影。例如：医疗领域中特殊器官需要模拟制作精准模型；建筑领域中，大到景观，小到房屋建设，都可利用三维模型进行呈现；自然科学领域中地质状况也可以通过三维模型进行具体显示。各种各样的三维模型被广泛应用于我们的工作、生活中。因此，在三维模型数量极速增加的情况下，如何从大量的模型中找到满足用户设计需求的三维模型，计算出三维模型之间的相似程度，是三维模型检索技术的主要研究任务，也是一个重要的研究课题。

现代科学技术与社会经济的迅猛发展，方便了三维模型技术在各个学科内的运用。得力于国家的支持与鼓励，越来越多的研究学者专注于三维模型检索技术的探索 and 研发。三维模型检索技术能够从庞大的三维模型库中提取用户所需要的三维模型，通过对其的修改再利用，加快了设计过程的速度。在产品研发过程中，可能仅有 20% 的产品需要重新设计，其余产品都可以通过小幅度改动设计现有产品来完成的。将这些产品重新进行细节设计，大大减轻了设计师的工作量，使其可以集中时间与精力开发产品的全新部分。因此，如何避免产品部件的重复设计，特别是如何快速检索出相关设计中所需的三维模型，就成为产品设计初步研发的关键。

由于三维建模技术的不断进步，各种领域均利用它进行模型的构建，各种各样的三维模型逐渐呈现与应用于我们现实的工作与生活中，导致三维模型数量急剧增长。面对各种三维模型，专业的模型检索技术、适当的模型匹配方法更能满足人们的使用需求。于是，越来越多的学者开始对三维模型检索技术、相似性计算技术进行研究。

三维模型检索的本质是从庞大而又繁琐的三维模型数据库中检索出符合需要的一些相似度较高的模型。根据检索出来的模型，可以快捷地设计出契合要求的模型。由此可见，三维模型检索在现实生活中的作用越发显现，显示出越来越重要的实用价值。

1.2 三维模型相似性计算方法的研究现状

1.2.1 国外研究现状和应用

随着三维模型检索技术在各大领域的普遍应用,其特征提取方式、模型相似性计算方面也得到了快速地发展。国外许多学者深入探究三维模型特征的提取方法,并在特征提取及模型检索方面取得了突出的成果。

提取模型的形状特征描述三维模型,是模型相似性计算中常用的方法之一。Katayama 提出了一种比较多分量的三维模型匹配方法。从不同的角度提取三维模型的特征向量,进行预测和比较,有效地评价了两种模型之间的差异^[1]。Lu 使用距离直方图和三维矩不变量作为三维对象缩放、平移和旋转不变的特征。利用半监督学习过程来估计三维模型之间的相关性,完成三维模型的检索和分类^[2]。Zhuang 将模型形状描述子与权重综合优化的方法,用于三维 CAD 模型检索过程,提高了三维模型的检索准确度^[3]。Zeng 提出了一种基于梯度方向累积的热核特征(GDA-HKS)描述子作为三维局部特征的描述子,并将其应用于非刚性三维模型检索^[4]。Nie 提出了一种基于三维形状知识图的三维模型检索方法。利用几何词、模型及其相互关系,构建出三维形状知识图谱,通过多实体检索方法来处理三维模型相似性计算问题^[5]。Zhou 在多特征融合三维形状检索框架中,利用特征及其相应的权重系数来确定三维模型的相似性^[6]。Park 利用主成分分析(PCA)对所有模型进行归一化处理,使用沿 x、y 和 z 坐标分割的二维图像直方图来测量 3D 模型中的相似性^[7]。基于改进的图形表示和禁忌启发式搜索,学者 Sun 利用 B-rep 信息来描述三维模型边缘的特性,使用改善的图形对这些特征进行表示,建立一个禁忌表来优化特征结果并完成三维模型的匹配^[8]。Shih 利用从六个不同角度描述三维模型的信息表示三维模型的外部轮廓,利用了外壳网格描述符(SGD)提取的内部形状信息特征,提高了三维模型检索的性能^[9]。

学者 Kim 利用手绘草图的三维建模方法快速生成查询模型。将数据库中三维 CAD 模型的形状与用户给出的形状进行比较,实现了基于形状分布的三维 CAD 模型在不同细节层次上的检索^[10]。Li 提出了一种基于草图的三维模型检索方法。利用基于全局特征的筛选步骤来选择与查询草图相关的候选模型,利用基于局部特征的过程来细化选择的候选模型。证明了基于草图的三维模型检索方法的有效性^[11]。

除利用模型的形状信息进行模型检索外,许多学者也将模型的拓扑结构或

视图信息用于三维模型检索。学者 Huangfu 提出了一种基于图像搜索和过滤机制的 CAD 模型局部检索方法, 根据提取的边缘结构信息和几何形状的拓扑特征, 以属性邻接图表征模型, 利用过滤和验证框架提高了立体模型的检索效率^[12]。Ma 利用 TF-IMF 向量法来描述三维 CAD 模型的全局曲面线分布, 利用蚁群算法计算模型之间的属性邻接图, 分两个阶段度量 CAD 模型的全局相似性与局部相似性^[13]。Tao 针对 CAD 实体模型分割效率低、分割结果不确定的问题, 提出了一种三步分割方法, 并将这种区域分割方法用于三维 CAD 实体模型的检索^[14]。Xie 提取模型中每个三角形面的法向向量, 利用动态规划中的 Needleman/Wunsch 算法计算匹配相似度。提出了一种基于法向平面的相似度计算方法^[15]。Ohkita 提出了一种基于局部统计特征集的非刚性三维模型检索的方法, 使用特征袋, 将特征集成到每个三维模型的特征向量中, 提高比较立体模型的效率^[16]。Huang 结合了加工特性的耦合分组, 将三维 CAD 模型用一种结构化模型进行表征, 并使用多层次特征描述符建立特征进行相似性评价^[17]。Lmaati 将离散余弦变换应用于二维图像压缩和 JPEG 压缩算法中, 提出了一种基于三维离散余弦变换的三维模型检索方法^[18]。Zou 对物理描述符的分散分组, 从三维模型数据库中生成一个多尺度索引, 用于快速匹配^[19]。Liu 首先建立一个空间关系图来记录空间关系, 然后对特征图进行转换和解构, 揭示隐藏在特征图中的形状-词团, 将三维模型的相似度评价问题转化为基于形状-词团直方图的相似度计算^[20]。Huang 在现有零件宏过程的基础上, 引入过程骨架模型来指导过程数据的结构化, 提出了基于工艺设计意图驱动的可访问加工区域提取方法, 用于计算查询零件与现有零件之间的宏观工艺相似性^[21]。Gao 将每个捕获的视图集建模为一阶马尔可夫链, 并把三维模型检索任务定义为概率分析过程, 据此给出了一种基于视图概率图模型的三维模型检索算法^[22]。Xu 提出了一种新的深度神经网络-递归全景网络, 在基于视图的三维模型检索工作中, 从投影图像中提取模型的高分辨特征^[23]。

利用模型的本体、相关反馈等语义特征检索三维模型是另外一类三维模型处理方式。学者 Qin 使用层次特征本体和本体映射生成语义描述符, 通过计算语义相似性来实现三维 CAD 模型的检索^[24]。学者 Huang 给出了一种基于本体论的三维模型搜索办法, 将 CAD 模型划分为一些关联的子组件, 添加以语义描述和注释, 实现相似性的评估过程^[25]。Wang 提出了一种基于语义的医学模型自动标注和检索方法, 根据相关性反馈和少量人工标注, 构建三维医学模型的语义特征; 然后利用基于语义特征的 LDA 方法得到三维医学模型的潜在主题分布; 最后将主题分布结果应用于三维模型的自动标注^[26]。Leng 探索视图中提取的原

始特性之间的隐藏关系,利用关联反馈机制提出了一个多主题模型来提高检索性能^[27]。Li 利用支持向量机来预测某种协商中三维模型,并使用 D-S 证据理论合并所有预测结果,更有效地完成了三维模型在高维度特性空间的搜索^[28]。Wang 构建出三维 CAD 模型的语义功能本体,通过计算模型之间的功能语义相似性来实现三维 CAD 模型的检索^[29]。

目前,研究者在模型检索领域进行了大量的研究与拓展,发表了很多相关的学术论文与期刊会议,取得了诸多喜人的成果。

1.2.2 国内研究现状和应用

三维模型检索技术、相似性计算技术在我国研究起步相对较晚,我国在这一领域的研究工作仍然很少,没有大量的文献、方法作为支持,用于实验的设备等也同样匮乏。尽管通过近些年我国学者的不断努力,国内三维模型检索技术有所改善,但同国外发达国家相比,我们仍然是滞后的。随着国内学者对三维模型检索技术的深入钻研,探索了许多切实可行的三维模型检索方法。

特征描述符是一种常用的三维模型描述手段。目标模型的特征被结合和转变成一个易于关联并且稳定的特征描述符,用于三维模型的检索。针对传统三维模型单一特征识别精度低问题,韩丽通过提取模型的各类特征来构造互补的多特征形状描述,利用特征袋模型构造特征向量,采用 Softmax 分类算法实现了非刚性模型的有效分类^[30]。皇甫中民提出了一种基于层次特征描述子的三维模型检索方法,根据本地区域映射与空间词袋构建三维 CAD 模型的层次实体描述符,将粗糙检索和精细匹配两层检索机制联系起来^[31]。之后他又提出了一种基于鱼群的三维模型聚类 and 检索方法,利用同样方式创建特征描述符,以人工鱼群聚类算法划分出子空间,进行局部特征相似性检索^[32]。周燕以样本模型的查询分类信息熵为基础,结合监督学习方法,将多特征融合的加权系数估算方法用于模型的相似性度量^[33]。学者徐平安提取傅立叶描述子特征和 SIFT 特征,利用加权求和的方法来融合细节特征与整体特征,以提高三维模型检索的准确性^[34]。

形状分布函数可用于三维模型的特征提取,具备速度快、计算简便的优点。学者陈强利用法线夹角与面积分布表征三维模型的局部特性,实现三维模型检索^[35]。舒振宇提出了一种密度峰值驱动的三维模型无监督分类算法,运用主成分分析对模型的形状分布特征进行去噪和降维,通过计算特征向量分布的密度峰值,配合决策图来实现三维模型的无监督分类^[36]。周继来使用曲度值来表示

曲面的凹凸性,同时构造相关模型的距离与曲度分布矩阵,根据分布矩阵评估三维模型之间的相似程度^[37]。陶松桥利用包含较多属性的面特征属性和面几何边界特征属性来表示 CAD 模型的形状特征。采用模型面属性相似性度量方法来实现 CAD 模型的形状检索^[38]。

根据从三维模型中提取的模型属性邻接图和拓扑结构图来表征三维模型,也是一种常用的检索方法。越来越多的学者将这种特征提取技术应用于三维模型检索的过程中。黄明聪以从三维模型 B-Rep 中提取过渡特征为基础,提出了一种过渡特征的识别和过滤方法^[39]。张开兴根据生成的曲率云图来提取类 Sift 算子,利用局部特征信息衡量三维模型的相似程度^[40]。石民以模型属性邻接图为基础,构建了三维 CAD 模型之间的顶点相似性矩阵和边相似性矩阵,将模型检索问题转化为矩阵的匹配优化问题^[41]。白柳根据模型的几何特性以及拓扑结构,构造了可以用来描述三维模型的特征函数,完成三维模型的检索过程^[42]。王飞提出了一种综合模型拓扑结构与形状特性的相似性度量方案,改善了在三维模型局部细节上的检索效果^[43]。孙长乐采用二次开发技术来提取模型信息,按照所构造的三维模型骨架图,进一步衡量两个三维模型之间的差异^[44]。

现如今,基于视图的模型检索技术不断地进步、发展。学者范菁等人提出一种基于局部视图的检索方法,通过对视图特征进行组织转换,完成了由粗略到精细的多阶段检索^[45]。潘翔融合 BoF 和视图特征点分布,给出了新的模型检索方法,进一步达到三维模型检索的目的^[46]。周文利用基于支持向量机完成对视点图像的分类,实现了基于草图的三维模型检索^[47]。刘志使用自然图像作为输入,以三维模型的较优视图集作为基础,利用卷积神经网络对视图集进行训练,以获取其中的深度特征用于三维模型的检索^[48,49]。李海生提取了投影视图的 Zernike 矩特征和离散小波变换特征,通过计算改进全景视图之间相似距离来评估三维模型^[50]。

通过国内学者对模型检索领域的不断探索与研究,许多优秀又新颖的三维模型检索方法、模型相似性计算方法逐渐涌现,我国的三维模型检索技术也在不断进步。

1.3 课题的来源及研究内容

1.3.1 课题来源

本课题来源于国家自然科学基金(61502124, 60903082)、中国博士后科学基

金项目(2014M560249)、黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金资助项目(LGYC2018JC014)和黑龙江省自然科学基金资助项目(F2015041, F201420)。

1.3.2 课题的主要研究内容

本文介绍了模型间相似度矩阵的构造过程,介绍了基于遗传算法、和声搜索算法、遗传和声混合搜索算法的三维模型相似性计算方法。三维模型相似性计算过程如图 1-1 所示。

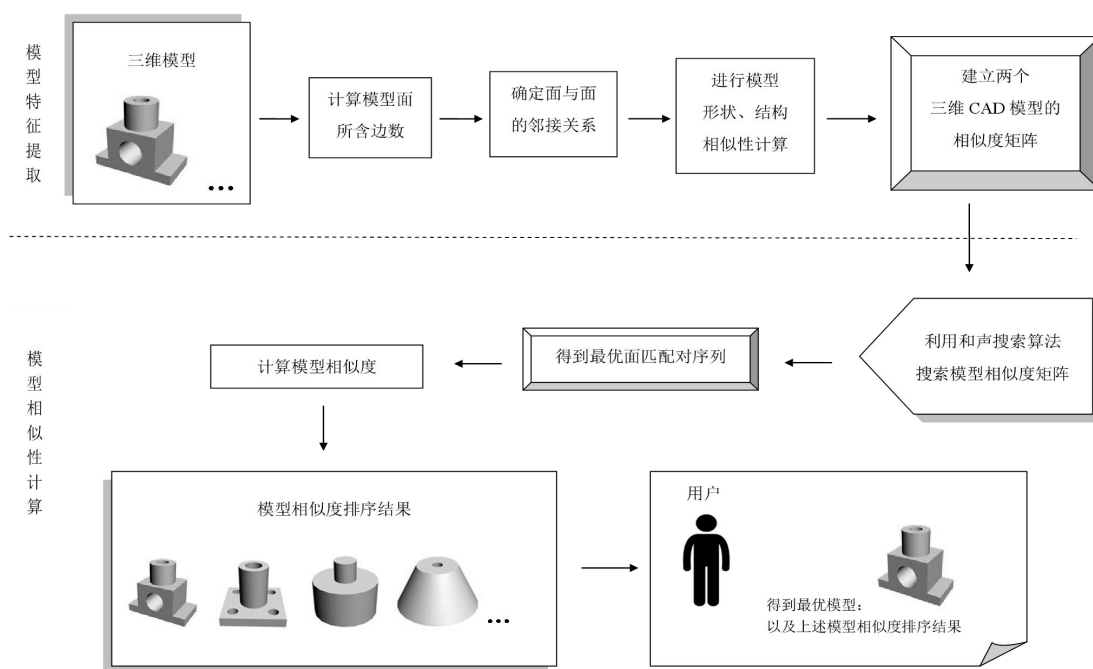


图 1-1 三维模型相似性计算过程

Fig. 1-1 3D model similarity calculation process

研究的具体内容包括以下几方面:

1. 表述了三维模型检索在国内外的的发展现况 开展了关于三维模型检索与三维模型相似性计算的学术成果研究。探索了三维模型检索的发展史,提出了当前三维模型检索领域所面临的问题和挑战,并针对一些国内外研究的模型相似性计算方法进行了剖析与总结。

2. 模型相似度矩阵构造 利用模型面构成边数的差异,衡量两个三维模型之间的形状相似度,构造能体现模型面形状特征的形状相似度矩阵。再以模型面的邻接结构信息为基础,衡量模型之间的结构相似度,构造能体现模型结构

特征的结构相似度矩阵。结合两种相似度，得到整体面相似度矩阵。

3. 模型相似性计算 通过不同方法完成对整体相似度矩阵的搜索，得到最优面匹配对序列，用于三维模型间相似性的计算。

4. 基于改进和声搜索算法的模型相似性计算 对和声搜索算法进行改进，提出一种基于改进和声搜索算法的三维模型相似性计算方法。并对方法的性能进行评估。

5. 基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算 将遗传算法与改进和声算法相结合，搜索模型间的面相似度矩阵找到最优面匹配对序列，计算三维模型之间的相似性。同时通过实验证明所提出方法在模型相似性计算上的可行性。

1.4 本文的组织结构

第1章 绪论。给出了本课题研究的背景以及意义，对三维模型检索领域的详情进行归纳整理，最后进一步说明了本文的研究内容。

第2章 相关知识概述。主要研究了三维模型相似性计算的方法。对常见的三维模型处理方法进行了简单阐述，介绍了目前处理技术中所面临的一些问题。

第3章 基于遗传算法的模型相似性计算。本章主要根据模型的面形状相似性与面结构相似性构造出模型的整体相似度矩阵。研究了遗传算法，并将其用于三维模型的相似性计算过程中。选取15个源模型与目标模型进行面匹配实验，并对比分析了实验结果。

第4章 基于改进和声搜索算法的模型相似性计算。本章主要探究了基本和声搜索算法，并对基本和声搜索算法进行了改进。通过实验对比，验证了改进和声搜索算法能够更好地度量两个三维模型之间的相似程度。

第5章 基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算。本章利用遗传算法对和声记忆库进行初始化，并进一步优化和声记忆库。利用遗传和声混合搜索算法检索模型整体相似度矩阵，并计算模型之间的相似性。通过多组实验，验证了本文所提方法的实验效果要好于其它方法。

第 2 章 三维模型相似性计算方法的研究

三维模型具有直观描述物体、满足人类视觉信息需要、符合人类认知感知等优点。因此，三维模型越来越深入于我们现在的生活和工作。随着人们频繁使用三维模型，三维建模技术也在不断发展。在三维模型建模的过程中，会存在模型查找和复用的需求。重新创建一个新模型是耗时耗力的，检索重用已有模型更为便捷高效。因此，越来越多的学者与专家开始探索研究模型的处理方法。

2.1 常用的三维模型处理方法

随着三维模型数目和复杂性的急剧增大，三维模型查找与复用问题已日益彰显。据统计，设计师在构造三维模型时，可能需要利用 60%的工作时间去查找与对比相关物品。最初，人们根据模型的文件名、部件编号或模型所在环境的关键字来执行三维模型检索。如 3D Cafe 三维模型库和 Meshnose 三维模型搜索系统。

三维模型包含形状和外观信息，仅使用文本描述很难查询这些信息，同时检索关键字选择也有极高的个人主观性。因而，这一阶段模型检索计算的可靠性和效率很低。这种检索方式也越来越无法满足用户模型检索的需求。随着学者和专家对三维模型检索的研究，逐步将三维模型处理技术划分为两个层次：基于内容的三维模型特征提取方法和基于语义的三维模型特征提取方法。

2.1.1 基于内容的三维模型特征提取方法

基于内容的三维模型处理技术解除了传统关键词搜索的局限，直接使用三维模型特性创建索引并完成搜索。以内容为基础的三维形状处理方法利用三维模型的形状和外观属性搜索相似模型，提取可以反映三维模型形状特征的信息，创建函数索引来实现三维模型检索的目的。

特征描述子的提取是此方法的重要环节，模型的特征描述符越能代表该三维模型，最终的模型检索结果越准确。基于内容的三维模型检索框架如图 2-1 所示。

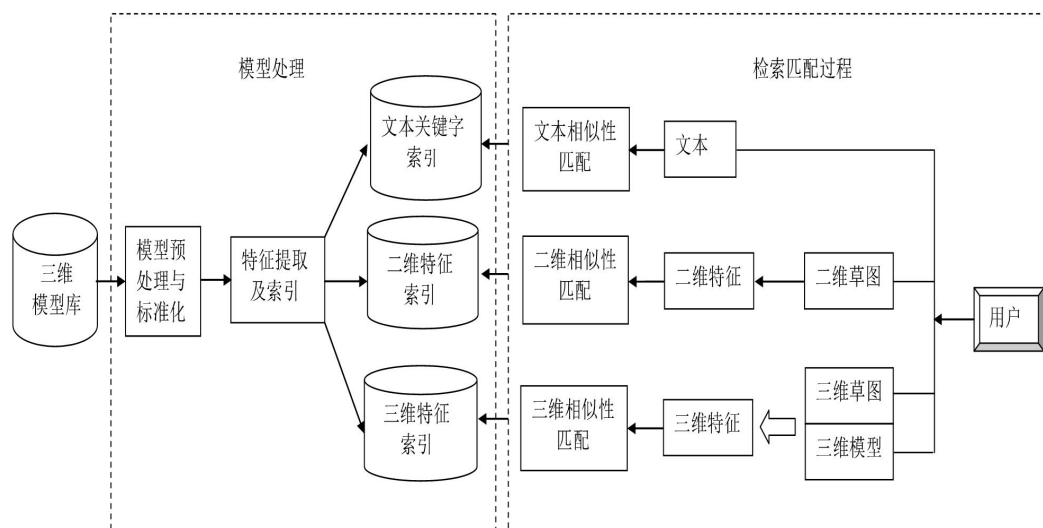


图 2-1 基于内容的三维模型检索框架

Fig. 2-1 Content-based 3D model retrieval framework

1. 基于统计数据的三维模型特征提取方法

三维模型参数化过程比较复杂，其任意拓扑结构导致许多广泛应用于图像处理的方法无法完成三维模型处理任务。因此，越来越多的学者开始利用特征分布来描述三维模型。使用不同函数计算模型取样点的距离、角度、面积、体积等几何形状分布特征，提取全局的形状特征向量作为统计特性。比较直方图之间的间隔，以衡量两个模型之间的几何差异。这是最常用的基于统计数据的三维模型处理方法。在这一领域的研究工作中，使用的主要统计特征是：顶点之间的距离、取样点角度、三维模型面片的法向量等几何关系、各种变换的特征系数和各种数学矩等。

学者 Osada 等人最初给出了形状分布算法，根据该方法比较多边形网格表示的三维模型之间的形状差异^[51]。

上述办法根据几何函数衡量在模型外部随机选择的取样点特征。利用特征值得到代表形状分布的统计直方图。使用合适的距离公式求得直方图之间的相似间隔，并据此度量两个模型的差异。

在全局范围内对形状函数进行统计的整体形状分布算法对模型局部细节特征的分辨能力往往是不足的。因此，开始将形状分布算法应用于模型局部细节相似性计算上。研究者通过调查采样点与其附近邻域内各采样点测地距离的分布状况，给出了相应的局部形状分布直方图。表征三维模型的部分局部特征信息^[52]。

最初的形状分布算法中给出了五种形状函数如图 2-2 所示。

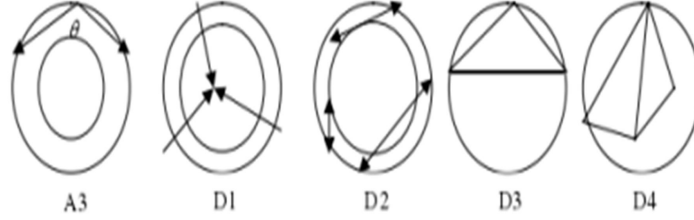


图 2-2 分布方式示意图

Fig. 2-2 Distribution mode diagram

在利用模型形状分布建立三维模型的形状直方图后，根据适当距离计算方法，对形状分布直方图相似性进行度量，更好的描述三维模型的形状信息，达到模型检索的目的。距离度量方法例举如下。

(1) χ^2 统计距离计算：

$$D(f, g) = \int \frac{(f - g)^2}{f + g} \quad (2-1)$$

(2) Bhattacharyya 距离计算：

$$D(f, g) = 1 - \int \sqrt{fg} \quad (2-2)$$

(3) 概率密度函数计算：

$$PDF \quad L_N : D(f, g) = \left(\int |f - g|^N \right)^{1/N}, n = 1, 2, \infty \quad (2-3)$$

(4) 欧氏距离计算：

$$PDF \quad L_2 : D(f, g) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (f_i - g_i)^2} \quad (2-4)$$

(5) 曼哈顿距离计算：

$$PDF \quad L_1 : D(f, g) = \sum_{i=1}^n |f_i - g_i| \quad (2-5)$$

其中 f, g 表示离散的数据集。

2. 基于几何外形的三维模型特征提取方法

对于基于统计分布的方法来说,欧氏距离、测地距离、模型表面积都不能清楚地描述模型的几何特征。提取全局几何结构信息是三维模型处理中的另一种常用方法,基本思想是:对于给定的三维模型,提取其中的各种几何外形参数和结构描述,以实现快速检索。

基于全局几何特性提取的方法,主要是研究如何利用几何外形和外形函数表达三维模型的全局几何属性。可以通过模糊拟合将模型的表面转换成微小的三角形平面集合,把每个三角形面片的法向量作为模型的特征,描述模型的几何特征。由于直接描述三维模型的形状较为繁琐,许多学者使用最相似对象的体积元素来进行模型表示,这就出现了模型的体素化。通过对三维模型进行边界判断处理,可以产生体素集(Volume Datasets)。体素化不仅有效地保留了三维物体表面的信息,而且还获得了物体内部特征的信息。

基于球谐函数投影的几何形状提取方法是一种应用较为广泛的方法。该方法是傅里叶变换在球面坐标系的拓展,具备旋转不变性、效率高和识别能力强等特点。目前,它已经成为一种具有代表性的提取三维模型特征的方法。归一化的球谐函数的计算过程如公式(2-6)所示。

$$Y_{lm}(\theta, \varphi) = (-1)^m \sqrt{\frac{(2l+1)(l+n)!}{4\pi(l-n)!}} P_l^m(x)^{eim\varphi}, \quad (l=0,1,2,\dots; m=0,\pm1,\pm2,\dots,\pm l) \quad (2-6)$$

其中, l 称为球谐函数的阶, $(-1)^m$ 为归一化常数的相角。定义球谐函数 $Y_{lm}(\theta, \varphi)$

的模为 1。即 $\int_0^\pi \int_0^{2\pi} Y_{lm}(\theta, \varphi) \sin \theta d\theta d\varphi = 1$ 。

使用两个球面调和函数记录模型特征之后,将傅里叶变换得到的球面调和函数系数作为特征向量。

以 $\{Y_{lm}(\theta, \varphi)\}$ 为基展开二重广义傅里叶级数为: $f(\theta, \varphi) = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{m=-l}^l C_{lm} Y_{lm}(\theta, \varphi)$ 。

其中系数为: $C_{lm} = \sum_0^\pi \sum_0^{2\pi} f(\theta, \varphi) Y_{lm}^*(\theta, \varphi) \sin \theta d\theta d\varphi$ 。

球谐函数投影在评估几何相似性方面应用越来越多。因此,基于球谐函数投影的几何形状提取方法也被大量应用于三维模型检索过程。

3. 基于拓扑结构的三维模型特征提取方法

拓扑结构脱离了三维模型初级的表示,通常以关系数据结构(如图和树)的形式表示,更切合群众的直观感受。它可以描述模型空间组织,更好的反映模型

局部和结构特征。

Hilaga 研究了 Reeb 图构造方法^[53]。通过将模型分解成各种曲面片, 根据各个曲面片之间的连接性分别构造父节点, 得到用于匹配的 Reeb 图。Reeb 图是一种类似于骨架的拓扑结构图。按照在三维模型上定义的连续函数对图形顶点进行分类, 找到 Reeb 图节点, 再根据邻接结构连接节点, 获得三维模型的 Reeb 图结构。利用函数值域的阶级划分, 可构造出多分辨率 Reeb 图(MRG)。通过比较 MRG, 度量模型之间的相似性。

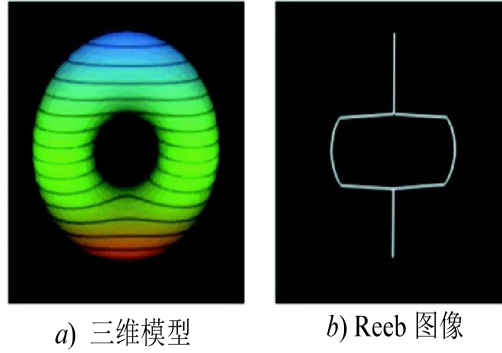


图 2-3 Reeb 图示例

Fig. 2-3 graph sample of Reeb

图 2-3 中 b)是由三维图形 a)构造得到的 Reeb 图像。Reeb 图能够清晰地表达三维模型的拓扑形状结构信息。

因为构造 Reeb 图会得到很多的曲面片, 所以提出了一种基于拓扑连接图的模型匹配方法用于简化图的结构和存储空间^[54]。通过构造三维模型的拓扑连接图, 计算两个三维模型拓扑连接图的相似性, 得到两个模型之间的匹配度。在计算拓扑连接图的相似性时, 需要找出两个图的匹配点集合。其中, 节点匹配需要满足的条件是: 一个三维模型的拓扑连接图 R 中节点 m 与另一个三维模型的拓扑连接图 S 中节点 n 在树形结构中所处层数相同。同时, R 和 S 的相似度 $Sim(R, S)$ 为所有匹配节点的相似度之和, 即满足公式(2-7)。

$$Sim(R, S) = \sum_{m \in R, n \in S} sim(m, n) \quad (2-7)$$

根据公式(2-8), 对匹配节点的相似度进行计算。

$$sim(m, n) = \min(area(n), area(m)) \cdot e^{(-|s(m)-s(n)|)} \quad (2-8)$$

其中, $area()$ 和 $s()$ 分别代表节点对应曲面片的表面积和信号值。

4. 基于投影视图的三维模型特征提取方法

基于视图的三维模型特征提取方法灵感来源于生活中对物体的比较。其主要思想是：两个模型若是类似的，从各个角度观察都会是相似的。利用这个方法，对模型投影或者渲染，获得模型在不同视角的二维图像与额外特征，提取和比较这些低维信息特征，以此衡量三维模型的差异。三维模型的投影变换可以分为：平行投影变换与中心投影变换。如图 2-4，a) 中平行投影变换的投影射线是相互平行的，为平行投影变换；b) 中投影变换的投影射线都是从同一公共视点发出，为中心投影变换，也叫透视投影。

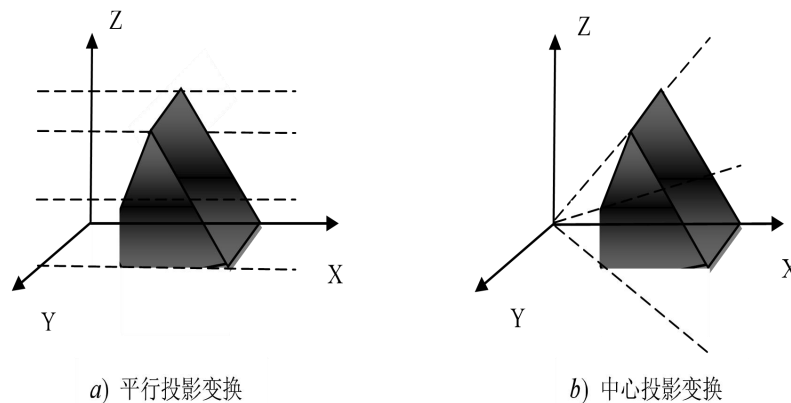


图 2-4 投影变换

Fig. 2-4 Projection transformation

通过比较模型的形状来区分三维模型的差异，将三维模型分别正交投影于 XOY 坐标面、XOZ 坐标面和 YOZ 坐标面，得到该模型在不同角度的正交投影图像，据此提取相应的特征表示。

相比于三维模型正交投影的模型特征提取技术，中心投影变换在实际工作生活中更能体现人对三维模型的直观视觉感受，也更符合人们的思维习惯。二十一世纪初学者 Chen 探索出了 LFD (Light Field Descriptor) 光场特征^[55]。该方法是利用三维模型在不同光场下进行多角度投影，得到每个光场下不同角度的三维模型投影图像，提取投影图像的 Zernike 矩特征和 Fourier 描述子特征，通过计算投影图像间的距离来实现模型相似性计算。

2.1.2 基于语义的三维模型特征提取方法

基于内容的三维模型特征提取可以解决模型本身的形状相似问题。提取的特征是对模型物理形状的反映。因此，最终的检索结果只能反映模型之间形状

的匹配特征，而不能进一步反映模型的本质特征。因此，学者们逐渐将三维模型检索的重点转向了基于语义的处理。

基于语义的模型检索框架如图 2-5 所示。

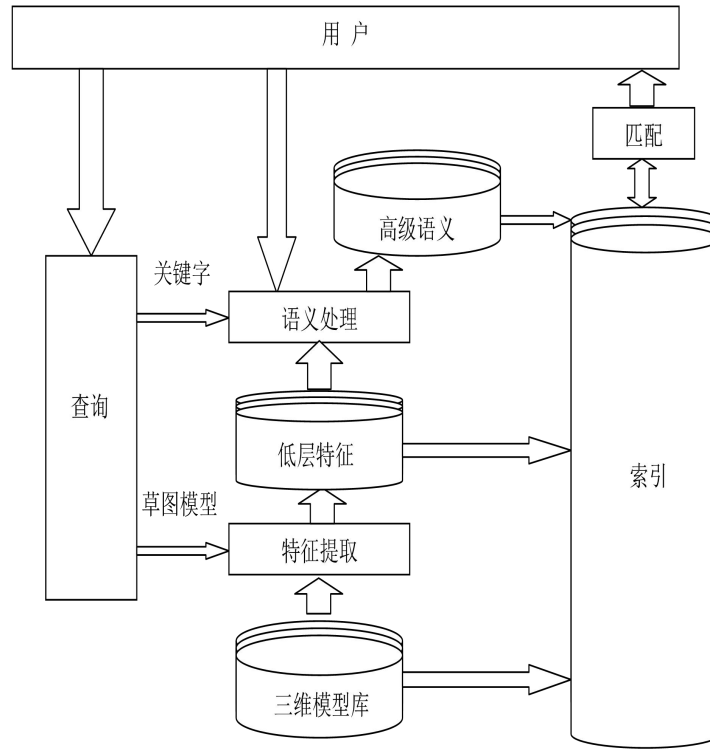


图 2-5 基于语义的模型检索框架

Fig. 2-5 Model retrieval framework based on semantics

三维模型的语义学习机制是在提取统计学习、计算机视觉等各种要点和理论的基础上，缩减低级视觉与高级语义之间的差距。现有的三维模型语义学习研究主要集中在相关反馈、主动学习、主体三个方面。

相关反馈可以根据用户对检索结果的评论加强模型检索的准确性。在基于内容的图像检索(CBIR)领域，相关反馈大致可以分为：特征权重改进方法、查询点移动方法、基于各种形式的相关反馈方法等。相关反馈技术需要不断地将底层获得的搜索结果反馈给用户。通过用户对检索结果的标注，进行二次查询以返回更符合用户需求的结果。但是对于用户在相关反馈中所涉及的信息并没有长期的学习机制，只有基于用户评价的二次检索。在实际使用过程中，用户可能无法容忍多轮交互和标记行为。

主动学习利用统计学习理论完成获取模型高端语义知识的步骤。以用户交

互反馈技术为基础，将模型的形状特征与用户反馈知识相结合，建立了一个适合该模型检索系统的机制。主动学习技术记录用户的反馈数据，将最新的在线反馈结果与记录的历史数据进行整合，最终得到计算结果。因此，反馈数据的记录、分析和挖掘是该方法的一个热点。

本体论是在某一领域内，对理论与概念的标准化形式化表示。本体不光用来组织和整理模型的概念，在模型高级语义知识的提取和语义处理中都可以发挥非常大的作用。基于本体的模型搜索方法跟知识概念具有很强的相关性，可能受到各种检索技术的限制。总体而言，基于本体的语义的特征提取方法仍有广阔的发展前景。

2.2 所面临的问题

三维模型的检索性能取决于三维模型特征的提取。上一小节第一部分基于内容的特征提取方法是从模型的物理形状和骨架入手，最终检索出与目标模型形状相似的模型。基于语义的特征提取方法不仅分析模型的物理形状，而且考虑实际对象的意义和内涵，在形状相似的基础上实现意义相似，最终检索的三维模型，可能会更符合用户的实际需求。

2.1.1 小节中基于统计数据的方法原理简单，计算速度快。对三维模型的全局特征描述较好，不擅长对细节特征的描述。

2.1.1 小节中利用全局几何结构的三维模型特征提取方法能够很好地描述三维模型的几何特性和结构特征。但其主要缺点是需要对三维模型进行转换，计算繁琐，导致转换速度慢，影响检索精度的因素增多。此外，还需要大量的存储空间。

2.1.1 小节中利用拓扑结构的三维模型特征提取方法中，无法直接从三维模型的多边形面中提取图形的相关拓扑信息，而是需要额外费时费力地转换为体元模型。另外，拓扑结构对噪声和小波动很敏感，导致这种方法的抗干扰能力不强。

2.1.1 小节中投影视图的三维模型特征提取方法更符合人们对模型外形的直观感受。然而，从投影图像中提取特征需要大量的存储空间和计算时间，并且在投影过程中也容易丢失原始的三维结构信息，导致整体的模型检索性能下降。

基于语义的三维模型特征提取方法目前还处于起步阶段，现有的方法还不是很成熟，语义检测的精度也不太高，仍需要进一步的探索研究。

由于三维模型数量的不断增加以及用户需求的多变性，目前的检索方法、

相似性计算方法不再能很好地满足生产和用户的需求。在今后的研究和探索过程中，还需要大力提倡创新，可以尝试把多种方法相互融合以弥补自身方法的不足。相信在诸多专家与学者的不断努力下，三维模型相似性计算技术会越来越成熟。

2.3 本章小结

本章主要阐述了三维模型相似性计算方法中几类常用的模型处理方法。剖析了当前三维模型处理技术中所存在的一些问题。

第 3 章 基于遗传算法的模型相似性计算

为了更好地度量模型之间的差别，提出了利用模型的形状相似性与结构相似性共同描述模型相似程度的方法。本章主要探究了三维模型相似度矩阵的构造过程，阐述了遗传算法的原理以及如何运用遗传算法来搜索相似度矩阵，并计算两个三维模型的相似性。

3.1 相似度矩阵构造

在三维模型的相似性计算中，模型的组成面相似情况对整体模型有很大影响。若模型每个组成面的形状与目标模型中对应面的形状都很相似，两个模型整体上才有可能更相像。因此，我们提出了用模型面相似程度评价三维模型相似性的方法。

3.1.1 面形状相似度计算

每个三维模型都由面所构成，原理上两个模型对应面之间的差异可以表明两个模型是否相似。面形状的不同会导致面的差异，而面又由边所构成。因此，面的构成边数、边的长度的不同都会致使面的形状不一样。

例如，一个三角形面 x 是由三条边构成，另一个面 y 同样是由三条边构成的三角形，面 x 与面 y 的构成边数相同，差值为 0。这两个面相似的可能性是比较大的。若面 z 为四条边构成的四边形，那么面 z 与面 x 的相似程度明显就不如面 y 与面 x 的相似程度高。我们将面形状相似性问题转化成面构成边数的差值问题。也就是说，我们可以使用面的构成边数来比较两个三维模型对应面形状上的差异，得到面形状相似度。

在一定程度上，三维模型组成面的形状差异是可以代表两个模型的相似程度的。根据面的构成边数度量两个三维模型的面形状差异，得到二者之间的形状相似性。对于源模型 A 中面 x 与目标模型 B 中面 y ，度量二者形状差异时，需要对两个三维模型中的所有面进行独立编号。记 A 中包括面 x_1, x_2, \dots, x_m ，B 中包括面 y_1, y_2, \dots, y_n ，假设 $m \leq n$ 。统计每个面的构成边数。计算三维模型面形状相似度 S_x 。计算过程如公式(3-1)。

$$S_x(x, y) = 1 - \frac{|N(x) - N(y)|}{\max(N(x), N(y))} \quad (3-1)$$

其中, $N(x)$ 表示三维模型中面 x 的构成边数。 $\max(a, b)$ 表示变量 a 与变量 b 中的最大值。由公式(3-1)可知, x 和 y 的构成边数差值越小, $|N(x)-N(y)|$ 的值就越小, 整体值就越大, 表明面 x 和面 y 的形状越相似。当 x 和 y 两个面构成的边数数值相等时, 整体值为 1, 模型间的相似程度最大。

以公式(3-1)度量两个面的形状。其中 x 为五边形面, y 为三角形面。计算 x 与 y 的面形状相似度。

$$\begin{aligned} S_X(x, y) &= 1 - \frac{|N(x) - N(y)|}{\max(N(x), N(y))} \\ &= 1 - \frac{|5 - 3|}{5} \\ &= 0.6 \end{aligned}$$

据此, 可以比较五边形面与几种不同形状的面的差异程度, 结果如表 3-1 所示。

表 3-1 面形状相似度比较

Table 3-1 Face shape similarity comparison

面形状	构成边数	计算过程	形状相似度
三角形面	3	$1 - 5 - 3 /5$	0.6
四边形面	4	$1 - 5 - 4 /5$	0.8
五边形面	5	$1 - 5 - 5 /5$	1
六边形面	6	$1 - 5 - 6 /6$	0.833
圆形面	1	$1 - 5 - 1 /5$	0.2

根据表 3-1: 五边形面与五边形面的面形状相似度为 1, 在五种面中最为相似。五边形面与圆形面的面形状相似度为 0.2, 是五种面中相似度最差的。利用公式(3-1)计算形状相似性。构造面形状相似度矩阵 S_X 。其中矩阵的行代表源模型面, 列代表目标模型面。

$$S_X(x_i, y_j) = \begin{bmatrix} S_X(x_1, y_1) & \cdots & \cdots & S_X(x_1, y_n) \\ \cdots & & \cdots & \cdots \\ & & S_X(x_s, y_u) & \\ \cdots & & \cdots & \cdots \\ S_X(x_m, y_1) & \cdots & \cdots & S_X(x_m, y_n) \end{bmatrix}$$

以图 3-1 所示源模型 X 和目标模型 Y 为例, 把二者形状相似度计算过程描

述如下。

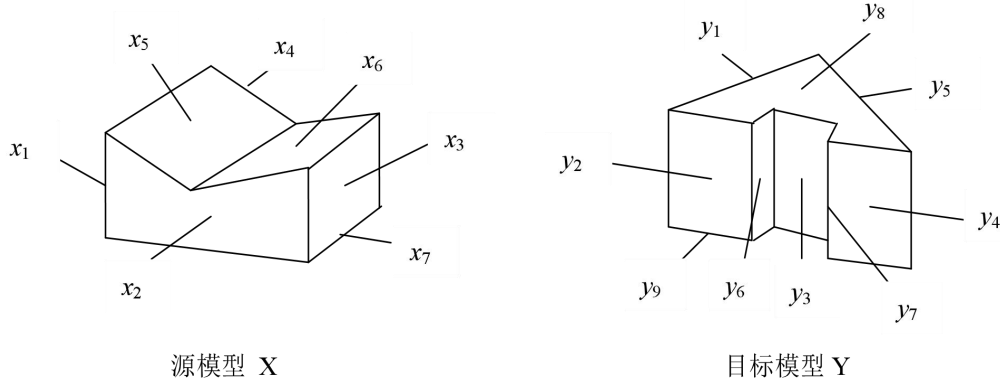


图 3-1 源模型 X 与目标模型 Y

Fig. 3-1 Source model X and target model Y

源模型 X 为四棱柱上方挖掉一个三棱柱后所形成模型，目标模型 Y 是三棱柱中挖掉一个四棱柱后所形成模型。对源模型 X 中面进行编号。如图 3-1 所示，源模型 X 中，共包含七个面： $x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7$ 。统计每个面所含边数。其中，源模型面 x_1, x_3, x_5, x_6, x_7 各包含 4 条边，面 x_2, x_4 分别包含 5 条边。对目标模型 Y 中面进行编号。如图 3-1 所示，目标模型 Y 中，共包含九个面： $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7, y_8, y_9$ 。统计每个面的所含边数。其中，目标模型面 $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6, y_7$ 均包含 4 条边，面 y_8, y_9 分别包含 7 条边。

进行模型的形状相似度计算。其中源模型面 x_1 与目标模型面 y_1 均为四边形。形状相似度计算过程如下。

$$S_X(x_1, y_1) = 1 - \frac{|N(x_1) - N(y_1)|}{\max(N(x_1), N(y_1))} = 1 - \frac{|4 - 4|}{4} = 1$$

计算所有面的形状相似性。构造出如下矩阵 S_X 。

$$S_X(x_i, y_j) = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.571 & 0.571 \\ 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.714 & 0.714 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.571 & 0.571 \\ 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.8 & 0.714 & 0.714 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.571 & 0.571 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.571 & 0.571 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.571 & 0.571 \end{bmatrix}$$

3.1.2 面结构相似度计算

在计算模型间的相似性时，仅考虑面的形状相似度是不够的。两个模型面形状相似度为 1，但其各自的邻接关系不同，也会导致这两个模型的整体形状不同。如图 3-2 所示，三棱锥与三棱柱都有三角形面，但面 a 三个邻接面均为三角形，面 b 的三个邻接面均是长方形。虽然 $S_X(a, b)$ 的值为 1，两个面在形状上是极为相似的，但二者的邻接面不同，导致了两个模型在整体上有非常大的不同。因此，仅仅依靠面的形状相似度是无法准确度量出两个模型的相似性的。我们还应该进一步比较模型的邻接关系情况，对模型的结构相似性进行计算。

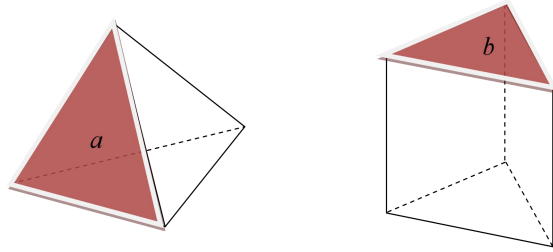


图 3-2 三棱锥与三棱柱

Fig. 3-2 Triangular pyramid and triangular prism

计算模型面结构相似度时，需要实验人员考虑到模型间所有面的邻接情况。为方便更好的描述两个三维模型之间的结构信息，利用公式(3-2)来表示面 x_s 与 x_t 之间的结构关系。

$$A(x_s, x_t) = \begin{cases} 1, & x_s \text{ 与 } x_t \text{ 邻接} \\ 0, & x_s \text{ 与 } x_t \text{ 不邻接} \end{cases} \quad (3-2)$$

其中， x_s 与 x_t 为两个不同面，但处于同一模型中。

x_s 和 x_t 为源模型的两个面， y_u 和 y_v 为目标模型的两个面。它们的邻接相似度可用公式(3-3)衡量。

$$S_W(x_s, x_t, y_u, y_v) = \begin{cases} 1 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 2 \\ 0.5 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1 \\ 0 & A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 0 \end{cases} \quad (3-3)$$

若 x_s 和 x_t 是源模型中的两个相邻面， y_u 和 y_v 是目标模型中的两个相邻面，即满足 $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 2$ ，则面 x_s 、 x_t 与 y_u 、 y_v 之间邻接对应相似的可能性最大。此时， $S_W(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值为 1。 x_s 和 x_t 是源模型中的两个相邻面， y_u 和 y_v

是目标模型中的两个不相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1$ 。 x_s 和 x_t 是源模型中的两个不相邻的面, y_u 和 y_v 是目标模型中的两个相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 1$ 。此时, 面 x_s 、 x_t 与 y_u 、 y_v 之间邻接对应相似的可能性较小, $S_w(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值为 0.5。 x_s 和 x_t 是源模型中的两个不相邻面, y_u 和 y_v 也是目标模型中的两个不相邻的面, $A(x_s, x_t) + A(y_u, y_v) = 0$ 。此时, 面 x_s 、 x_t 与 y_u 、 y_v 之间不可能是邻接对应相似的, $S_w(x_s, x_t, y_u, y_v)$ 的值为 0。

同样以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例, 比较源模型 X 与目标模型 Y 的结构关系。

源模型面 x_1, x_2 是相邻接的, 所以 $A(x_1, x_2) = 1$; 目标模型面 y_1, y_2 同样是相邻接的, 故 $A(y_1, y_2) = 1$, 容易得到 $A(x_1, x_2) + A(y_1, y_2) = 2$ 。根据公式(3-3), 面 x_1, x_2 与面 y_1, y_2 之间的邻接对应相似度 $S_w(x_1, x_2, y_1, y_2) = 1$ 。相同原理, 计算出源模型 X 和目标模型 Y 中所有面的对应结构关系。

假设源模型 M 有 m 个面 x_1, x_2, \dots, x_m , 目标模型 N 有 n 个面 y_1, y_2, \dots, y_n 。用两个面的形状相似度结合邻接面的邻接结构相似度, 共同描述模型的结构相似度。计算过程如公式(3-4)所示。

$$S_J(x_s, y_u) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S_w(x_s, x_i, y_u, y_j) * S_X(x_i, y_j)}{mn} \quad (3-4)$$

以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例, 利用公式(3-4)求得结构相似性, 计算过程如下。

$$S_J(x_1, y_1) = \frac{\sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^n S_w(x_1, x_s, y_1, y_t) * S_X(x_1, y_1)}{63} = 0.1959$$

得到结构相似度矩阵 S_J 如下所示。

$$S_J = \begin{bmatrix} 0.1959 & 0.1530 & 0.1959 & 0.1959 & 0.1102 & 0.1102 & 0.1102 & 0.1000 & 0.1000 \\ 0.2120 & 0.1762 & 0.2120 & 0.2120 & 0.1405 & 0.1405 & 0.1405 & 0.2222 & 0.2222 \\ 0.1598 & 0.1360 & 0.1598 & 0.1598 & 0.1122 & 0.1122 & 0.1122 & 0.1667 & 0.1667 \\ 0.1746 & 0.1627 & 0.1746 & 0.1746 & 0.1507 & 0.1507 & 0.1507 & 0.3056 & 0.3056 \\ 0.0864 & 0.1054 & 0.0864 & 0.0864 & 0.1245 & 0.1245 & 0.1245 & 0.3167 & 0.3167 \\ 0.0490 & 0.0918 & 0.0490 & 0.0490 & 0.1347 & 0.1347 & 0.1347 & 0.4000 & 0.4000 \\ 0.0490 & 0.0918 & 0.0490 & 0.0490 & 0.1347 & 0.1347 & 0.1347 & 0.4000 & 0.4000 \end{bmatrix}$$

3.1.3 模型相似性计算

结合 3.1.1 模型的面形状相似度计算方法与 3.1.2 中的面结构相似度计算方法，给出可以衡量模型整体相似程度的方法。如公式(3-5)所示。

$$S(x_s, y_u) = S_X(x_s, y_u) * S_J(x_s, y_u) \quad (3-5)$$

以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例，利用公式(3-5)求得两个三维模型的整体相似度，计算过程如下。

$$S(x_1, y_1) = S_J(x_1, y_1) * S_X(x_1, y_1) = 0.1959 * 1 = 0.1959$$

面相似度矩阵 S 如下所示。

$$S = \begin{bmatrix} & y_1 & y_2 & y_3 & y_4 & y_5 & y_6 & y_7 & y_8 & y_9 \\ x_1 & 0.1959 & 0.153 & 0.1959 & 0.1959 & 0.1102 & 0.1102 & 0.1102 & 0.0571 & 0.0571 \\ x_2 & 0.1696 & 0.141 & 0.1696 & 0.1696 & 0.1124 & 0.1124 & 0.1124 & 0.1587 & 0.1587 \\ x_3 & 0.1598 & 0.136 & 0.1598 & 0.1598 & 0.1122 & 0.1122 & 0.1122 & 0.0952 & 0.0952 \\ x_4 & 0.1397 & 0.1302 & 0.1397 & 0.1397 & 0.1206 & 0.1206 & 0.1206 & 0.2182 & 0.2182 \\ x_5 & 0.0864 & 0.1054 & 0.0864 & 0.0864 & 0.1245 & 0.1245 & 0.1245 & 0.1808 & 0.1808 \\ x_6 & 0.049 & 0.0918 & 0.049 & 0.049 & 0.1347 & 0.1347 & 0.1347 & 0.2284 & 0.2284 \\ x_7 & 0.049 & 0.0918 & 0.049 & 0.049 & 0.1347 & 0.1347 & 0.1347 & 0.2284 & 0.2284 \end{bmatrix}$$

至此，我们得到面相似度矩阵 S。后续，利用各种算法搜索矩阵 S，计算出两个三维模型的相似性。

3.2 基于遗传算法的模型相似性计算

美国学者 J.Holland 在 1975 年首次提出遗传算法(Genetic Algorithm)，并将其转化为了一个模拟生物进化过程的模型。遗传算法是仿照生物界的进化法则提出的随机搜索方法，作为一种通用框架用于处理计算数学中最优化的问题。它对问题的研究领域、种类等要求不高，所以被广泛用于解决函数优化、组合优化、车间调度问题等。

遗传算法是一种基于自然选择和群体遗传机理的搜索算法。它对生物的繁衍、杂交、变异进行了模拟。在使用遗传算法时，将每个可行解看为独立的个体，若干个个体构成种群。对整个种群模拟“物竞天择”，通过适应度函数的“自然选择”，将“高质量”个体保留下来，“低质量”个体淘汰。经过多代

的遗传，好的“特征”被传承了下来，最后进化成为了最优个体，也就是我们所需要的最优解。

遗传算法一般包含以下步骤：

首先进行群体初始化。随机生成若干独立个体。

对种群中的个体执行遗传操作。根据上述原理选择适应度好的“高质量”个体，利用这些个体来繁衍更多优秀的子代个体。选择操作后，对选取的“高质量”个体采取交叉操作。选取个体的同一部位，结合交叉概率，将该部位的个体片段互调。此过程通过交叉方式产生了全新的个体，增加了种群多样性。由于生物变异情况不多，所以我们需要控制遗传算法中的变异处于一个低概率的状态。给定一个较低的变异概率，只有当达到变异条件时，才能对个体执行变异操作。

最后设定最优收敛条件，当达到所设定的迭代阈值时，结束算法。否则，返回选择操作处，继续循环执行，产生新的子代群体。

以图 3-1 中的源模型 X 和目标模型 Y 为例，使用遗传算法搜索模型的整体相似度矩阵 S，计算出两个模型的相似性。

遗传搜索的实验过程如下：

1. 设定初始的种群规模 num 、置当前迭代次数的初始值 $t=1$ 、交叉操作概率 $pc=0.7$ 、变异概率 $pv=0.01$ 、算法的最大迭代次数 $GNI=100$ 。产生解向量 $X_m = ((j_m(1),1),(j_m(2),2),\dots,(j_m(n),n)) (m=1, 2, \dots, num)$ ，根据解向量得到初始种群 $Pop=(X_1, X_2, \dots, X_{num})$ 。

2. 利用公式(3-6)计算每个解向量的适应度值 $F(X_1)$ 、 $F(X_2)$ 、...、 $F(X_{num})$ 。采用公式(3-7)轮盘赌选择法进行选择。根据个体适应度在整个群体中所占比例来决定选择概率。个体的适应度占比越大，该个体就越容易被选择。

$$F(X) = \sum_{i=1}^m S[j(i), i] \quad (3-6)$$

$$P(X_i) = F(X_i) / \sum_{i=1}^M F(X_i) \quad (3-7)$$

轮盘赌选择法：任取随机数 $r \in [0,1]$ 。如果随机数 r 满足 $\sum_{i=0}^{t-1} P(X_i) \leq r < \sum_{i=0}^t P(X_i)$ ，选择解向量 X_t 遗传给子代。

3. 采用单点交叉方法，对种群 Pop 中的解向量实践交叉后得种群 Pop_c 。根据下述过程进行交叉。

在两个相邻的解向量同一位置处, 随机设置一个交叉区域, 以概率 pc 产生交叉。交叉操作可以丰富解向量的多样性。对于源模型与目标模型所构成的面序对 $(j(i), i)$ 。取出面序对的第一分量, 规定 $Fst(j(i), i)=j(i)$ 。对于任意解向量 $X=((a(1), b(1)), (a(2), b(2)), \dots, (a(n), b(n)))$, 可以得到 $Fst(X)=(a(1), a(2), \dots, a(n))$ 。将解向量 $X_d=((j_d(1), 1), (j_d(2), 2), \dots, (j_d(n), n))$ 和 $X_m=((j_m(1), 1), (j_m(2), 2), \dots, (j_m(n), n))$ 看作两个一代染色体。根据上述定义可以得到 $Fst(X_d)=(j_d(1), j_d(2), \dots, j_d(n))$ 和 $Fst(X_m)=(j_m(1), j_m(2), \dots, j_m(n))$ 。

随机设置一个交叉点, 定义交叉区域为 $l=length(n/3)$ 。若满足交叉条件, 则在 $Fst(X_d)$ 与 $Fst(X_m)$ 的交叉区域处执行交叉操作, 其余区域不做改变。交叉完成后, 恢复染色体原有状态。例如以下两个一代染色体:

一代染色体 X_d : $X_d = ((7, 1), (6, 2), (4, 3), (3, 4), (2, 5), (5, 6), (1, 7), (9, 8), (8, 9))$ 。

一代染色体 X_m : $X_m = ((8, 1), (1, 2), (6, 3), (5, 4), (3, 5), (2, 6), (4, 7), (7, 8), (9, 9))$ 。

执行交叉操作后可获得两个二代染色体:

二代染色体 X_{ds} : $X_{ds} = ((7, 1), (6, 2), (4, 3), (5, 4), (3, 5), (2, 6), (1, 7), (9, 8), (8, 9))$ 。

二代染色体 X_{ms} : $X_{ms} = ((8, 1), (1, 2), (6, 3), (3, 4), (2, 5), (5, 6), (4, 7), (7, 8), (9, 9))$ 。

4. 对种群 $Popc$ 中的解向量实践变异操作后得种群 $Popv$ 。

为防止算法陷入局部最优。对源模型与目标模型的面匹配对序列实践变异操作。对于变异操作的解向量 $X_v=((a(1), b(1)), (a(2), b(2)), \dots, (a(h), b(h)), \dots, (a(k), b(k)), \dots, (a(n), b(n)))$ 。随机选取同一解向量的两个不同部位 h 和 k 。将 $(a(h), b(h))$ 和 $(a(k), b(k))$ 的第一分量进行等位替换, 第二分量不做改变。操作后的面匹配对序列为 $X_v'=((a(1), b(1)), (a(2), b(2)), \dots, (a(k), b(h)), \dots, (a(h), b(k)), \dots, (a(n), b(n)))$ 。变异操作通过产生全新个体, 丰富了种群的多样性。但为了防止“高质量”个体的损失, 置 pv 为 0.01。

5. 判断是否满足收敛条件。当 $t > GNI$ 时, 获得最优的解向量, 输出最优面匹配对序列。否则返回执行步骤 2~4。

以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例, 利用遗传算法搜索相似度矩阵 S 。得到最优面匹配对序列为: $((1, 1), (4, 2), (2, 3), (3, 4), (6, 5), (7, 6), (5, 7), (8, 8), (9, 9))$ 。从矩阵 S 中找到第 $j(i)$ 行和第 i 列的数值。利用公式(3-8)计算得到相似性 $S_{Model}(X, Y)=0.1499$ 。

$$S_{Model}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n S(j(i), i)}{\min(m, n)} \quad (3-8)$$

3.3 实验

为证明本章方法的有效性，选用图 3-3 所示的三维模型作为实验源模型。选用图 3-4 所示模型为实验的目标模型。利用本章方法对三维模型的两种相似度矩阵进行搜索，寻找模型间的最优面匹配对序列用于计算两个三维模型之间的相似性。

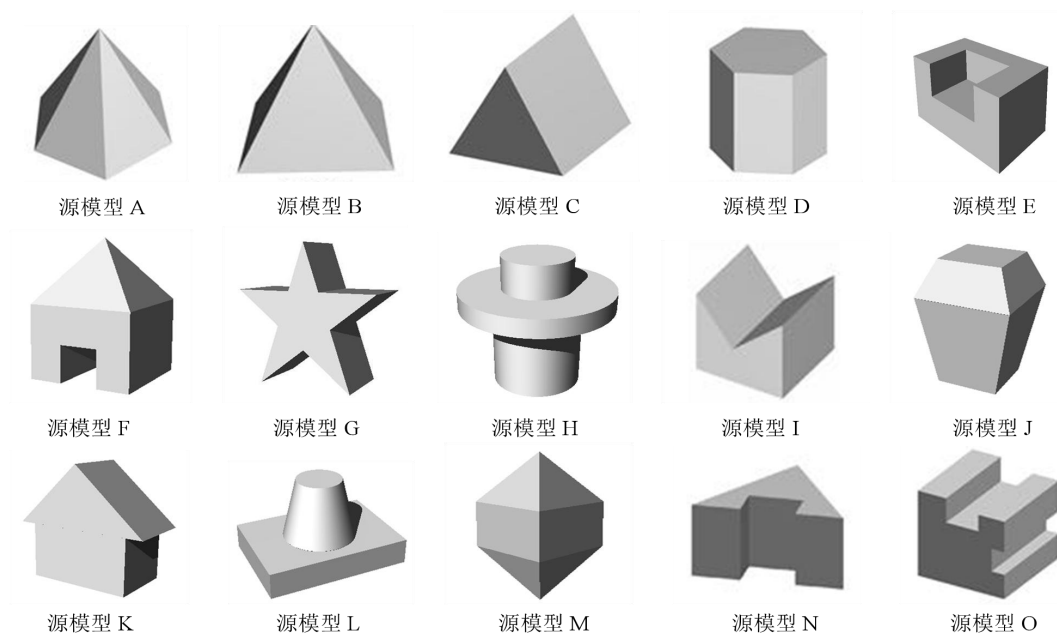


图 3-3 源模型

Fig. 3-3 Source model



图 3-4 目标模型

Fig. 3-4 Target model

由图 3-3 和图 3-4 可知：目标模型是一个正六棱锥。源模型 A、B 均为标准棱锥，A 是正六棱锥，B 是正四棱锥。源模型 C、D 均为标准棱柱，C 是正三棱柱，D 是正六棱柱。源模型 E 为在四棱柱的一条棱上去掉一个小棱柱后所形成

的模型。源模型 F 上半部分为三棱锥，下半部分是正方体在底面去掉长方体后所形成的模型。源模型 G 为立体五角星。源模型 H 是三个直径、高度不同的圆柱体所组合形成的模型。源模型 I 为正方体顶部去掉三棱柱后所形成的模型；源模型 J 是堆砌在一起的两个四棱台。源模型 K 上半部分为三棱柱，下半部分为长方体。源模型 L 上半部分为圆台，下半部分为长方体。源模型 M 是由三棱锥、三棱柱和三棱锥所组合形成的模型。源模型 N 为三棱柱去掉长方体后所形成的模型。源模型 O 为四棱柱在顶面和侧面去掉两个长方体后所形成的模型。

利用本章所提出方法分别搜索 15 个源模型与目标模型的面形状相似度矩阵与整体相似度矩阵，得到最优面匹配对序列。根据最优面匹配对序列，计算出源模型与目标模型之间的相似性。根据与目标模型的相似程度对源模型进行排序。模型相似性计算结果如表 3-2 所示。

表 3-2 基于遗传算法的模型相似性计算

Table 3-2 Similarity calculation of model based on genetic algorithm

模型编号	模型面数	遗传相似性（形状）	遗传相似性（整体）
目标模型	7	—	—
源模型A	7	1	0.1896
源模型B	5	0.8340	0.0995
源模型C	5	0.8571	0.0915
源模型D	8	0.5957	0.0476
源模型E	10	0.6544	0.0569
源模型F	13	0.7675	0.0987
源模型G	12	0.6544	0.0516
源模型H	7	0.3623	0.0386
源模型I	7	0.6957	0.0584
源模型J	10	0.6928	0.0897
源模型K	9	0.6140	0.0581
源模型L	8	0.6731	0.0652
源模型M	9	0.7831	0.0941
源模型N	9	0.7016	0.0963

(续表3-2)

源模型O	14	0.3745	0.0274
------	----	--------	--------

利用遗传算法搜索面形状相似度矩阵。按照与目标模型相似性由高到低的顺序对源模型进行排列。其结果为：A 与目标模型的相似性数值为 1，位于第 1 位，其次分别是 C、B、F、M、N、I、J、L、G、E、K、D、O、H。搜索模型整体相似度矩阵。实验结果为：从外形上来看，A 与目标模型最为相似，相似度值为 0.1896。其次分别是 B、F、N、M、C、J、L、I、K、E、G、D、H、O。在搜索面形状相似度矩阵时，不难发现，与目标模型相似度较高的源模型 C、F、M 几个模型中均有三角形面，这些模型在形状上与目标模型形似，所以在形状相似度实验中源模型 C 排在模型 M、N 之前。但是，从整体来看 C 与目标模型的相似程度是低于 N、M 的。在搜索整体相似度矩阵时，源模型 N、M 排在了源模型 C 之前。因此，整体相似度矩阵能更好地描述两个模型的整体相似程度。在计算 E、G 与目标模型相似性时，出现了相同的数值，不能有效地区分哪个模型与目标模型更为相似。在搜索整体相似度矩阵时，源模型 E 与源模型 G 的相似性数值分别为 0.0569 和 0.0516，更好地区分了两个模型。

分析以上实验数据可以得出：在搜索面形状相似度矩阵时，只考虑了面的形状信息；在搜索整体相似度矩阵时，综合考虑了面的外形信息和结构信息，能够更好地比较两个三维模型。在计算模型相似性时，仅考虑模型面的外形信息，虽有一定的可行性，但仍存在许多不足，还需要全面结合三维模型的结构邻接信息。

3.4 本章小结

本章主要介绍了三维模型形状相似性与结构相似性的计算方法，以及相似度矩阵的构造过程。利用遗传算法搜索模型相似度矩阵，计算模型间相似性，比较两个三维模型。

第 4 章 基于改进和声搜索算法的模型相似性计算

本章主要研究基于和声搜索算法的三维模型相似性计算方法。利用和声算法搜索模型的相似度矩阵，找到两个三维模型的最优面匹配对序列。以该序列为基础，通过累积面匹配对的形状和结构相似度数值，进一步评估模型之间的相似程度。

4.1 和声搜索算法

4.1.1 和声搜索算法基本原理

在音乐创作过程中，音乐家们凭借本身的经验，通过对各种音调高低的调整，寻找一个完美的和声状态，进而呈现出一首完美的乐曲。和声搜索算法就是模拟乐曲的即兴创作过程，经过音调的调整最终找到与主旋律最为匹配的完美和声。Geem 等根据此过程，于 2001 年提出了一种新的智能启发式算法—和声搜索算法(Harmony Search Algorithm, HS)。

和声算法的基本原理如下：HS 算法将优化问题中的解向量比作演奏中的和声，根据适应度函数评判当前和声的优劣，通过反复微调以及迭代搜索，将所找到的最优和声看作全局的最优解向量。作曲者在创作和声作品时，首先选奏记忆库中的音符，随后对演奏的音符进行轻微调整。最后，作曲者根据自己对音乐的一个主观乐感来判别所产生的这个和声的音乐效果是否动听，将和声中较为好听的音符保留下来，对不好的音符进行修正调整，反复练习此过程直至创作出符合作曲者标准的和声。

根据这个和声创作过程，可以抽象出 HS 算法。首先随机在和声记忆库中选择一个任意的解向量，然后对所选择的解向量进行音调微调，再随机生成一个新的解向量。在新解产生之后，计算该解的适应度值，与和声记忆库中最差解比较，利用较优解替换掉最差解，更新和声记忆库。随后进入迭代机制，直至达到最大迭代次数。

与遗传算法模拟生物进化、退火算法模仿退火机制的基本思想差不多，HS 算法是对乐曲和声调谐原理的模拟。它本质上是模仿音乐创作中寻找与主旋律最相匹配的一个和声的优化算法。

图 4-1 将音乐创作与算法优化进行了类比。

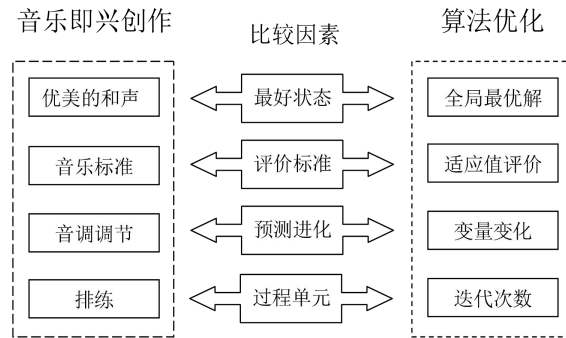


图 4-1 类比音乐创作与算法优化

Fig. 4-1 Analogy between music creation and algorithm optimization

HS 算法具有算法概念简单、通用性高、易于实现等优点。早期的和声搜索算法应用于处理工程优化问题、土坡稳定性问题。随后又逐渐应用于优化电力系统、动态经济调度问题、排放调度优化问题、运输网络货流分配问题、旅行商问题等。

4.1.2 和声搜索算法基本步骤

HS 算法基本步骤如下：

1. 确定基本参数值。和声记忆库(Harmony Memory, HM)的大小 HMS ；HM 取值概率 $HMCR$ ；音调微调概率 PAR ；音调微调带宽 BW ；迭代次数 NI 。

2. HM 的初始化。根据图 4-2，从解空间中随机选取部分和声构成初始的 $HM = \{X^1, X^2, \dots, X^i\}$ (其中, $i=1, 2, \dots, HMS$)。

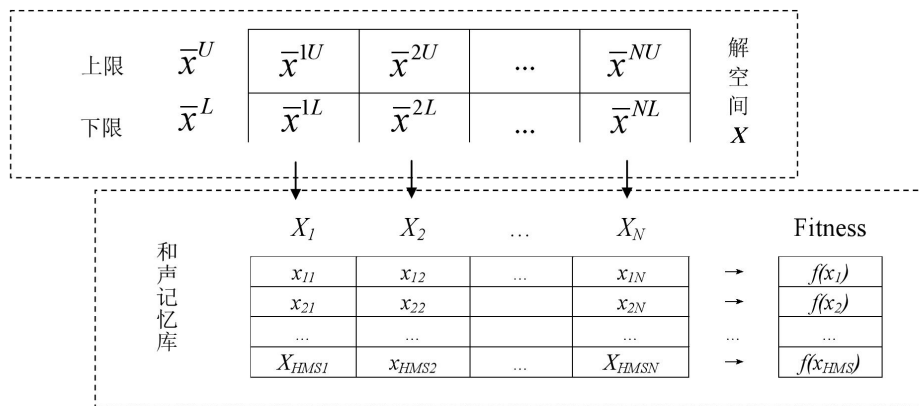


图 4-2 和声记忆库

Fig. 4-2 Harmony memory bank

3. 生成一个新的和声。新和声 X^{new} 产生机理如下：

(1)在区间 $[0, 1]$ 上产生一个随机数 r_1 。若 $r_1 < HMCR$ ，只需从 HM 中随机选取一个和声变量。(2)若 $r_1 \geq HMCR$ ，则要重新随机生成一个和声变量。(3)若此和声变量是从 HM 中得到的，则需要对其进行微调扰动。在区间 $[0, 1]$ 上产生一个随机数 r_2 。当 $r_2 < PAR$ 时，根据 BW 调整该和声，得到一个新的和声变量。不然，和声变量不作调整。

新和声三种机理产生图示如图 4-3 所示。

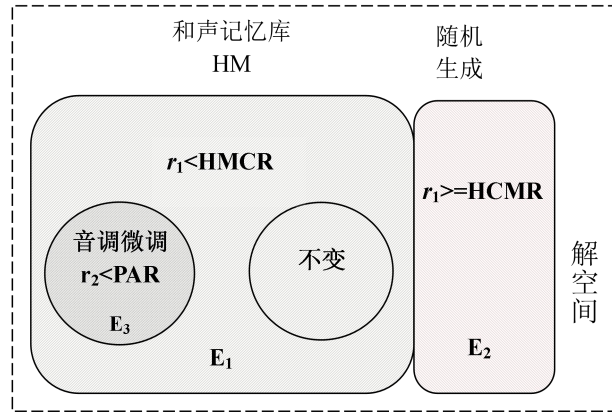


图 4-3 新和声产生机理

Fig. 4-3 New harmony generation mechanism

4. 更新 HM。利用适应度函数对 X^{new} 进行评估。若 X^{new} 优于 HM 里适应度最差的和声 X^{worst} ，即 $f(X^{new}) < f(X^{worst})$ ，则用 X^{new} 替代 X^{worst} ；不然，不作改动。

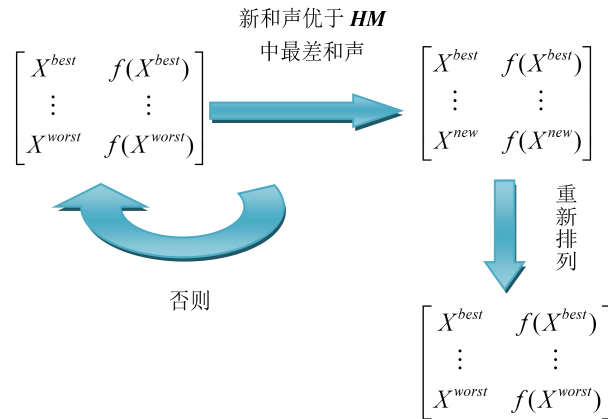


图 4-4 和声记忆库更新

Fig. 4-4 Harmony memory update

5. 重复步骤 3 和 4，直至达到最大迭代次数 NI ，输出最优和声。

4.1.3 和声搜索算法过程

HS 算法的基本思想：首先初始化规模为 HMS 大小的 HM；而后从 HM 和解空间中生成新和声，若新和声适应度值好于 HM 中最次和声，用新和声替换掉最次的和声；循环直至达到最大迭代次数为止。根据 4.1.2 中对 HS 算法的描述，将整个和声搜索过程用图 4-5 进行描述。

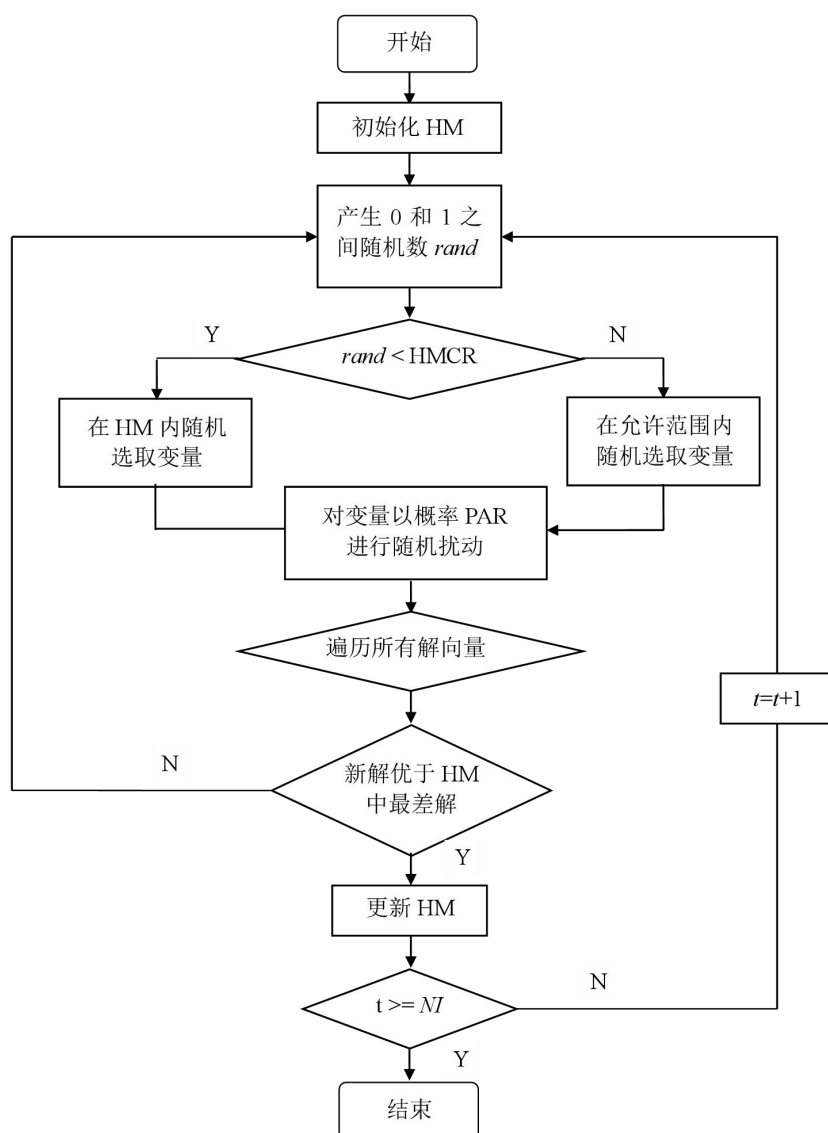


图 4-5 基本和声搜索过程

Fig. 4-5 Basic harmony search process

4.2 改进的和声搜索算法

改进的 HS 算法是在 HS 算法的基础上对部分步骤进行改良,对算法的全局搜索能力和局部寻优能力进行平衡与提高,更加充分地体现出和声搜索算法的优越性。

在 HS 算法中,使用 HM 来记录当前所找到的所有和声。在和声搜索算法中, PAR 和 BW 是两个非常重要的参数。HS 算法在搜索过程中经常陷入局部搜索。为了能够跳出局部最优,切合算法在每个搜索阶段中的搜索需要,进一步获得一组更好的和声,在改进的 HS 算法中对参数 PAR 和 BW 都进行了自适应调整。

4.2.1 参数自适应调整

和声搜索算法中的动态调节方式,主要是利用数学函数设计出切合 HS 算法进程变化的动态参数。因为在和声搜索过程中,一个参数的细微调整可能导致 HS 算法陷入停滞状态,也可能提高 HS 算法的整体寻优能力。适应及自适应调整是指:通过和声变量的变化、HM 的变化等使部分参数的调整能更好地适应 HS 算法的进一步搜索。因此,在 HS 算法中,可以利用参数 PAR 、 BW 的自适应调整,来满足和声在特定阶段的搜索要求。

PAR 与 BW 的设置:

在和声算法搜索的初期,较小的 PAR 有利于算法快速搜索较好区域,而在和声搜索后期,采用较大的 PAR 有助于 HS 算法跳出局部最优。因此,我们可以确定 PAR 的变化趋势:从小到大。

根据所确定的 PAR 变化趋势,给出几种 PAR 变化方法。

1. 方法一

在此方法中, $PAR(t)$ 的变化如下所示:

$$PAR(t) = \begin{cases} PAR_{\min} + \frac{PAR_{\max} - PAR_{\min}}{\frac{2}{3}NI} \times t & t < \frac{2}{3}NI \\ PAR_{\max} & \frac{2}{3}NI \leq t \leq NI \end{cases} \quad (4-1)$$

$PAR(t)$ 按公式(4-1)动态变化,如图 4-6 所示。

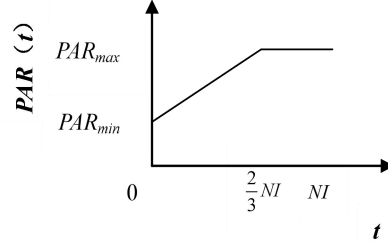

 图 4-6 $PAR(t)$ 的线性变化

 Fig. 4-6 Linear change of $PAR(t)$

当迭代次数为 0 时，微调概率取最小值 PAR_{\min} 。随着迭代次数 t 的增加，微调概率按线性增大，当达到指定迭代次数 $2/3 \cdot NI$ 时，微调概率达到最大值 PAR_{\max} 。此后，保持该值不变，直到达到最大迭代次数 NI 。

2. 方法二

在此方法中， $PAR(t)$ 的变化如下所示：

$$PAR(t) = \frac{PAR_{\max} - PAR_{\min}}{\frac{\pi}{2}} \arctan t + PAR_{\min} \quad (4-2)$$

$PAR(t)$ 按公式(4-2)动态变化，如图 4-7 所示。

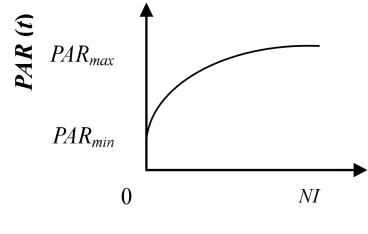

 图 4-7 $PAR(t)$ 的反正切曲线变化

 Fig. 4-7 Arctangent curve change of $PAR(t)$

当迭代次数为 0 时，微调概率取最小值 PAR_{\min} 。随着迭代次数 t 的增加，微调概率按反正切曲线逐渐增大。当迭代次数 t 逐渐趋于 NI 时，微调概率的值也逐渐趋于 PAR_{\max} 。

3. 方法三

在此方法中， $PAR(t)$ 的变化如下所示：

$$PAR(t) = \frac{PAR_{\min} - PAR_{\max}}{\frac{2}{3} NI \times NI} \times t^2 + \frac{2(PAR_{\max} - PAR_{\min})}{\frac{2}{3} NI} \times t + PAR_{\min} \quad (4-3)$$

$PAR(t)$ 按公式(4-3)动态变化,如图 4-8 所示。

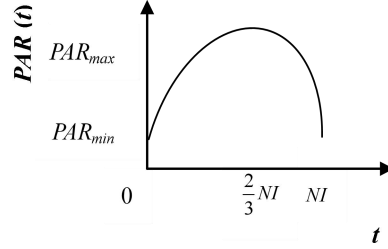


图 4-8 $PAR(t)$ 的二次曲线变化

Fig. 4-8 Quadratic curve change of $PAR(t)$

当迭代次数为 0 时,微调概率取最小值 PAR_{min} 。随着迭代次数 t 的增加,微调概率逐渐增大。当迭代次数 t 达到 $2/3 \cdot NI$ 时,微调概率达到最大值 PAR_{max} 。此后,随着迭代次数 t 的增加,微调概率逐渐减小。

在和声算法搜索的初期,较小的 BW 有利于算法在较大的范围内搜索。在算法搜索后期,采用较小的 BW ,有助于 HS 算法在小范围内精细搜索。因此,我们可确定 BW 的变化趋势:从大到小。

根据所确定的 BW 变化趋势,给出几种 BW 变化方法。

1. 方法一

在此方法中, $BW(t)$ 的变化如下所示:

$$BW(t) = BW_{max} - \frac{BW_{max} - BW_{min}}{NI} \times t \quad (4-4)$$

$BW(t)$ 按公式(4-4)动态变化,如图 4-9 所示。

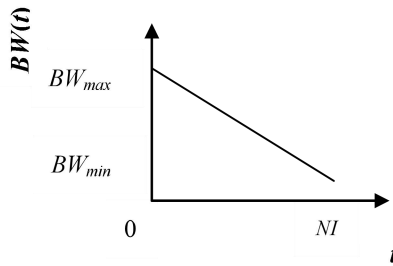


图 4-9 $BW(t)$ 的直线变化

Fig. 4-9 Straight line change of $BW(t)$

当迭代次数为 0 时,微调带宽取最大值 BW_{max} 。随着迭代次数 t 的增加,微调带宽线性减小,直到达到最大迭代次数 NI 。

2. 方法二

在此方法中， $BW(t)$ 的变化如下所示：

$$BW(t) = (BW_{\max} - BW_{\min}) \times e^{-t} + BW_{\min} \quad (4-5)$$

$BW(t)$ 按公式(4-5)动态变化，如图 4-10 所示。

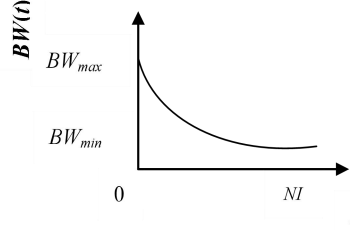


图 4-10 $BW(t)$ 的指数曲线变化

Fig. 4-10 Exponential curve change of $BW(t)$

当迭代次数为 0 时，微调带宽取最大值 BW_{\max} 。随着迭代次数 t 的增加，微调带宽按指数曲线逐渐减小。当迭代次数 t 趋于 NI 时，微调带宽的值逐渐趋于最小值 BW_{\min} 。

3. 方法三

在此方法中， $BW(t)$ 的变化如下所示：

$$BW(t) = \begin{cases} BW_{\max} - \frac{BW_{\max} - BW_{\min}}{\frac{3}{4}NI} \times t & t < \frac{3}{4}NI \\ BW_{\min} & \frac{3}{4}NI \leq t \leq NI \end{cases} \quad (4-6)$$

$BW(t)$ 按公式(4-6)动态变化，如图 4-11 所示。

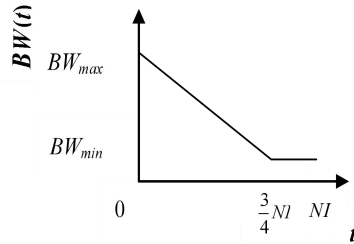


图 4-11 $BW(t)$ 的线性变化

Fig. 4-11 Linear change of $BW(t)$

当迭代次数为 0 时，微调带宽取最大值 BW_{\max} 。随着迭代次数 t 的增加，微调带宽按线性逐渐减小。当迭代次数 t 达到 $3/4*NI$ 时，微调带宽达到最小值 BW_{\min} 。此后微调带宽保持值不变，直到达到最大迭代次数 NI 。

4.2.2 全局自适应和声搜索算法中的参数调整

针对 HS 算法中存在的一些问题,提出的全局自适应和声搜索(Self-Adaptive Global Best Harmony Search, SGHS)算法通过参数的自适应调整,提高了 HS 算法的搜索能力,避免了 HS 算法易陷入局部搜索。对 HS 算法中两个参数的调整,提高了 HS 算法的适用性。

通过建立学习周期(Learning Period, LP)对参数 PAR 和 BW 进行自适应调节。改进的和声搜索算法根据公式(4-1)和公式(4-6)对参数 PAR 和 BW 分别进行调整。

该算法中, t 为 SGHS 算法当前的迭代次数; $PAR(t)$ 为 SGHS 算法第 t 次迭代过程中的微调概率; PAR_{\max} 和 PAR_{\min} 分别为设定的微调概率的最大、最小值; NI 为 SGHS 算法的最大迭代次数; $BW(t)$ 为 SGHS 算法第 t 次迭代过程中的微调带宽; BW_{\max} 和 BW_{\min} 分别为微调带宽的最大值和最小值。

由公式(4-1)可知: 当 $t < (2/3) * NI$ 时, 在搜索初期迭代次数较小, $PAR(t)$ 的值会随着迭代次数 t 的增加而变大, 有利于在搜索初期在大范围内搜索较好的区域。在搜索后期, 利用公式(4-1)自适应调整, $PAR(t) = PAR_{\max}$, 保证其不会随迭代次数 t 的增加无限增加, 保持相对较大的微调概率 $PAR(t)$, 有利于 HS 算法跳出局部最优。

由公式(4-6)可知: 当 $t < (3/4) * NI$ 时, $BW(t)$ 的值会随着当前迭代次数 t 的增大而减小, 满足了参数微调带宽 $BW(t)$ 在和声搜索初期保持数值偏大的要求。此操作能够更好地达到在搜索初期大范围搜索较好区域的目的。在搜索后期, 利用公式(4-6)自适应调整, 使微调带宽 $BW(t) = BW_{\min}$, 保证其不会随 t 的增加无限减小, 有利于扩大和声搜索的区域。

4.3 基于 SGHS 的模型相似性计算

使用 SGHS 算法搜索源模型与目标模型的相似度矩阵, 寻找最优面匹配对序列。

同样以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例, 利用 SGHS 算法对面相似度矩阵 S 进行搜索, 寻找最优面匹配对序列, 并进一步计算源模型 X 与目标模型 Y 之间的相似度。具体过程如下所示。

1. 计算源模型 X 与目标模型 Y 的相似度, 并构造出整体相似度矩阵 S。
2. 置参数 $HMS=20$ 、 $HMCR=0.95$ 、 $PAR_{\max}=0.5$ 、 $PAR_{\min}=0.1$ 、 $BW_{\max}=0.006$ 、

$BW_{\min}=0.0006$, SGHS 算法迭代次数 $t=0$, 最大迭代次数 $NI=200$ 。初始化 SGHS 算法的和声记忆库 HM, 其中, H^i 为和声($i=1, 2, \dots, HMS$)。

$$HM = \begin{bmatrix} H^1 & f(H^1) \\ H^2 & f(H^2) \\ \vdots & \vdots \\ H^{HMS} & f(H^{HMS}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} h^1(1) & h^1(2) & \dots & h^1(n) & f(H^1) \\ h^2(1) & h^2(2) & \dots & h^2(n) & f(H^2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ h^{HMS}(1) & h^{HMS}(2) & \dots & h^{HMS}(n) & f(H^{HMS}) \end{bmatrix}$$

3. 利用 $rand$ 函数产生 $[0, 1]$ 区间上的两个随机数 $rand_1$ 和 $rand_2$ 。

4. 产生新和声 $H^{new}=(h^{new}(1), h^{new}(2), \dots, h^{new}(n))$; 若 $rand_1 < HMCR$, 则从 HM 中随机选取音符 $h^{new}(i)$, 否则从解空间 $X_i=\{h_1(i), h_2(i), \dots, h_N(i)\}$ 中随机选取音符 $h^{new}(i)$, 如公式(4-7)所示。

$$h^{new}(i) \in \begin{cases} \{h^j(i) \mid j=1,2,\dots,HMS\}, & rand_1 < HMCR \\ X_i, & \text{其它} \end{cases} \quad (4-7)$$

若音符 $h^{new}(i) \in HM$, 则利用公式(4-8)对和声进行微调, 其中参数 $BW(t)$ 与 $PAR(t)$ 按照公式(4-1)与公式(4-6)自适应调整。

$$h^{new}(i) = \begin{cases} h^{new}(i) + 2 \times rand_2 \times BW(t), & rand_2 < PAR(t) \\ h^{new}(i), & \text{其它} \end{cases} \quad (4-8)$$

5. 利用公式(4-9)计算适应度函数 $f(H^{new})$, 若 $f(H^{new}) < f(H^{worst}) = \max\{f(H^i) \mid i=1, 2, \dots, HMS\}$, 则 $HM=HM-\{H^{worst}\}$, $HM=HM \cup \{H^{new}\}$ 。

$$f(x) = \sum_{i=1}^m S(h(i), i) \quad (4-9)$$

6. 若 $t < NI$, 则 $t++$, 执行步骤 3。

7. 输出 $H^{best}=(h(1), h(2), \dots, h(n))$, 其 $f(H^{best}) = \min\{f(H^i) \mid i=1, 2, \dots, HMS\}$ 。

在使用 SGHS 算法进行搜索之后, 得到一个最优和声(1, 3, 2, 4, 9, 7, 8, 6, 5)。与其对应的最优面匹配对序列为: ((1,1), (3,2), (2,3), (4,4), (9,5), (7,6), (8,7), (6,8), (5,9))。此时, 源模型面 $x_{h(i)}$ 与目标模型面 y_i 匹配, 其中, $i=1, 2, \dots, 9$ 。从相似度矩阵 S 中提取第 $h(i)$ 行和第 i 列的数值。利用公式(4-10)累积这 9 个数值, 计算出源模型 X 与目标模型 Y 的相似性 $S_{Model}(X, Y)=0.1693$ 。

$$S_{Model}(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^n S(h(i), i)}{\min(m, n)} \quad (4-10)$$

其中, $h(i)$ 表示相似度矩阵 S 的 $h(i)$ 行, i 表示相似度矩阵 S 的 i 列; $S(h(i), i)$ 表示相似度矩阵 S 的第 $h(i)$ 行和第 i 列的数值, 即源模型面 $x_{h(i)}$ 与目标模型面 y_i 之间的相似度; m 为源模型 X 的面数, n 为目标模型 Y 的面数; $\min(m, n)$ 表示 m 与 n 中的最小值。

4.4 实验

以图 3-3 中三维模型作为实验源模型。以图 3-4 的正六棱锥作为目标模型。利用和声算法分别对 15 个源模型与图 3-4 中正六棱锥的面形状相似度矩阵和面整体相似度矩阵, 进行最优面匹配对序列搜索。以最优面匹配对序列为基础, 计算出模型间的相似性。为了更加直观地体现两个三维模型的差异, 表 4-1 给出了利用和声算法计算三维模型相似性的结果。

表 4-1 基于和声算法的模型相似性计算

Table 4-1 Computation of model similarity based on harmony algorithm

模型编号	模型面数	和声搜索算法 (形状)	和声搜索算法 (整体)
目标模型	7	—	—
源模型A	7	0.8571	0.0889
源模型B	5	0.6786	0.0755
源模型C	5	0.5957	0.1291
源模型D	8	0.49	0.0971
源模型E	10	0.4342	0.0419
源模型F	13	0.375	0.0447
源模型G	12	0.3556	0.0328
源模型H	7	0.5238	0.0216
源模型I	7	0.6957	0.1097
源模型J	10	0.5167	0.0544
源模型K	9	0.5952	0.0898
源模型L	8	0.5646	0.0507
源模型 M	9	0.7130	0.0753
源模型N	9	0.5033	0.0494

(续表 4-1)

源模型O	14	0.0155	0.0385
------	----	--------	--------

利用和声算法检索形状相似度矩阵，按照与目标模型相似度值由高到低对源模型进行排序，得到结果：A、B、C、M、F、N、D、K、I、J、L、E、G、H、O。利用和声算法检索整体相似度矩阵，按照与目标模型相似度值由高到低对源模型进行排序，得到结果：A、B、M、C、F、K、N、I、J、G、L、D、E、H、O。

利用 SGHS 分别搜索 15 个源模型与目标模型的形状相似度矩阵和整体相似度矩阵，获得最优面匹配对序列。以该序列为基础，计算出源模型与目标模型之间的相似性。结果如表 4-2 所示。

表 4-2 基于 SGHS 算法的模型相似性计算

Table 4-2 Computation of model similarity based on SGHS algorithm

模型编号	模型面数	SGHS 算法（形状）	SGHS 算法（整体）
目标模型	7	—	—
源模型A	7	1	0.0977
源模型B	5	0.7130	0.0954
源模型C	5	0.6957	0.0810
源模型D	8	0.5957	0.0368
源模型E	10	0.4800	0.0326
源模型F	13	0.6167	0.0782
源模型G	12	0.3931	0.0557
源模型H	7	0.0223	0.0130
源模型I	7	0.5389	0.0675
源模型J	10	0.5167	0.0499
源模型K	9	0.5952	0.0725
源模型L	8	0.5369	0.0542
源模型M	9	0.6786	0.0896
源模型N	9	0.5476	0.0868
源模型 O	14	0.3654	0.0248

利用 SGHS 算法搜索形状相似度矩阵,按照与目标模型相似性由大到小的顺序对源模型进行排序,其结果为:模型 A 和模型 B 的相似性分别为 1 和 0.7130,排在最前面,其次分别为模型 C、M、F、D、K、N、I、L、J、E、G、O、H。利用 SGHS 算法搜索整体相似度矩阵,按照与目标模型相似性由大到小的顺序对源模型进行排序,其结果为:源模型 A 与目标模型的相似性最高,其数值为 0.0977,其次分别为模型 B、M、N、C、F、K、I、G、L、J、D、E、O、H。

在和声搜索算法中源模型 H 排在第 14 位,源模型 O 排在第 15 位,而在 SGHS 算法中源模型 O 排在第 14 位,源模型 H 排在第 15 位。源模型 H 为曲面模型,更不接近于目标模型,所以,SGHS 算法的效果好于基本和声搜索算法。对于源模型 D 与源模型 N,SGHS 算法搜索整体相似度矩阵时,源模型 D 位于源模型 N 之前,SGHS 算法搜索形状相似度矩阵时,源模型 D 位于源模型 N 之后。虽然源模型 D 有一个面与目标模型较为相似,但是整体上来看源模型 N 更接近于目标模型。SGHS 算法搜索整体相似度矩阵的效果要好于搜索形状相似度矩阵。由此可以看出:整体相似度矩阵比形状相似度矩阵能更好地度量两个三维模型的差异。对比 SGHS 算法与和声算法的实验结果,可以发现:SGHS 算法能够更好地度量源模型与目标模型的相似程度。

实验结果表明:相对于 HS 算法而言,SGHS 算法更能准确地计算源模型与目标模型之间的相似性。其原因是:利用 *PAR* 与 *BW* 的自适应调整,提高了 SGHS 算法的局部搜索能力。

4.5 本章小结

本章介绍了 HS 算法的基本原理及其步骤,并对 HS 算法进行了改良。介绍了 SGHS 算法中参数的自适应调整方法,最后利用 HS 算法搜索源模型与目标模型的相似度矩阵,找到最优面匹配对序列。根据最优面匹配对序列计算出源模型与目标模型的相似性。通过 HS 算法与 SGHS 算法的实验对比,可以发现:SGHS 算法能够更好地度量源模型与目标模型间的相似程度。

第 5 章 基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算

在上两章中详细介绍了利用遗传算法、和声搜索算法、SGHS 算法搜索源模型与目标模型相似度矩阵的方法。本章将结合遗传算法与 SGHS 算法来搜索最优面匹配对序列，计算源模型与目标模型的相似性，同时与几种常用算法作实验对比，比较了各个算法的优劣。

5.1 优化和声记忆库

在遗传和声混合搜索算法中，SGHS 算法中 HM 的初始化是利用遗传算法完成的。优化和声库主要是通过解向量的换位处理操作来实现的。此操作有利于增加 HM 中解向量的多样性，便于寻找最优解。

遗传算法部分需要先初始化算法中的一些必要参数，例如：种群规模，交叉、变异概率等。随后需要对源模型与目标模型的面匹配对序列进行编码。

对源模型与目标模型的面匹配对序列使用序对 $(j(i), i)$ 进行编码后，得到解向量 $X=((j(1), 1), (j(2), 2), \dots, (j(m), m))$ 。利用遗传算法实践选择、交叉和变异操作，经过 GNI 次迭代得到规模为 num 的新种群。从新种群中，选择最好的 HMS 个个体作为初始 HM 中的解向量。

优化和声记忆库 HM。利用适应度函数 $f(x)$ 以一定比例保留和声记忆库 HM 中的适应度好的解向量。对剩余的解向量进行换位处理，得到新的解向量，通过此操作增加种群的多样性，以便产生更优解。适应度函数 $f(x)$ 的定义如公式(5-1)所示。

$$f(x) = \sum_{j=1}^m S(j(i), i) \quad (5-1)$$

源模型与目标模型的面匹配对序列为： $((j(1), 1), (j(2), 2), (j(3), 3), \dots, (j(n), n))$ 。其中， $(j(i), i)$ 表示目标模型面 g_i 与源模型面 $f_{j(i)}$ 相对应。

以面匹配序对 $((j(1), 1), (j(2), 2), (j(3), 3), \dots, (j(m), m), \dots, (j(n), n))$ 为例，取其中的第一坐标 $(j(1), j(2), j(3), \dots, j(m), \dots, j(n))$ 为解向量，并对解向量进行旋转换位处理。解向量换位处理的方法是：保留解向量中的较优片段，将剩余片段作旋转换位处理。三种旋转换位方法如下：

1. 逆时针旋转换位：对于进行换位处理操作的解向量，保留向量中较优的片段，将剩余片段按逆时针方向换位旋转一个单位，得到新的向量。逆时针旋

转换位如图 5-1。

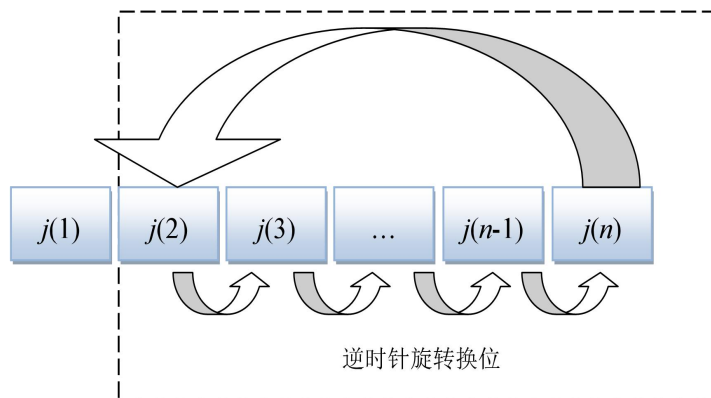


图 5-1 逆时针旋转换位

Fig. 5-1 Rotate and transpose counterclockwise

2. 顺时针旋转换位：对于进行换位处理操作的解向量，保留向量中较优的片段，将剩余片段按顺时针方向换位旋转一个单位，得到新的向量。顺时针旋转换位如图 5-2。

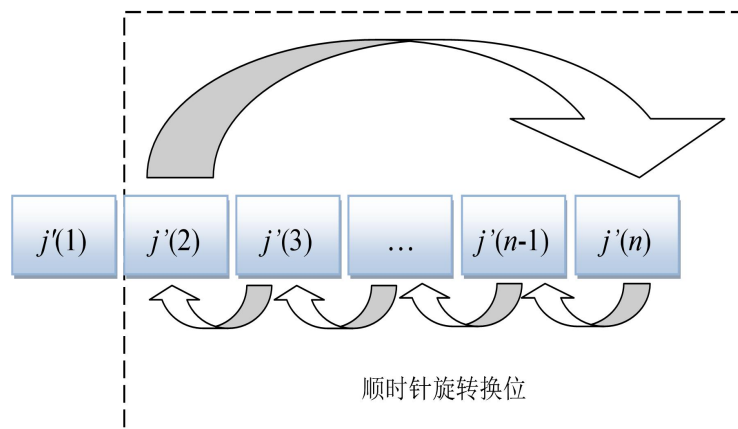


图 5-2 顺时针旋转换位

Fig. 5-2 Rotate and transpose clockwise

3. 顺、逆时针旋转换位：对于进行换位处理操作的解向量，保留向量中较优的片段，将剩余片段的一部分按顺时针方向换位旋转一个单位，将剩余片段中另一部分按逆时针方向换位旋转一个单位，到新的向量。顺、逆时针旋转换位如图 5-3。

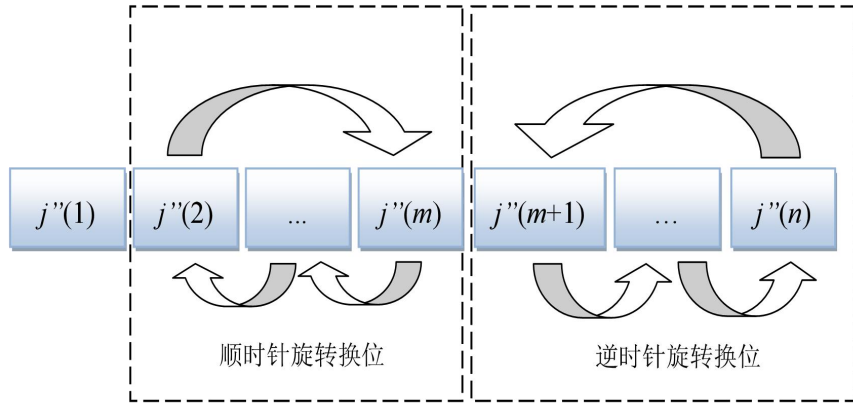


图 5-3 顺、逆时针混合旋转换位

Fig. 5-3 Rotate and transpose in clockwise and counterclockwise direction

5.2 遗传和声混合搜索算法

本文给出了一种基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算方法。通过结合遗传算法与和声算法来搜索源模型与目标模型之间的最优面匹配对序列。使遗传算法的全局寻优能力与和声搜索算法的邻域寻优能力得到充分地发挥，并且该混合算法具有较高的鲁棒性。

遗传和声混合搜索时，需要初始化算法基本参数与和声记忆库。对所有面匹配序对进行二元序对编码，并利用遗传算法进行选择操作、交叉操作和变异操作，在经过多次迭代得到规模为 num 的新种群，作为初始化的和声记忆库。在初始化的和声记忆库中，计算和声解向量的适应度函数 $f(x)$ ，以一定比例保留和声记忆库 HM 中的适应度好的解向量，利用三种旋转换位方式对剩余的解向量进行换位处理，得到新的解向量，通过此操作进一步优化和声记忆库，并选择 HMS 个个体作为初始和声记忆库 HM 中的解向量。至此，利用遗传算法初始化了和声记忆库，并通过旋转换位处理对和声记忆库进行了优化。然后，利用改进的和声搜索算法 $SGHS$ 搜索优化过的和声记忆库，通过自适应调整和声搜索算法中的微调概率以及微调带宽，更好的寻找最优面匹配对序列，计算出模型间的相似性。

遗传和声混合搜索算法流程如图 5-4 所示。

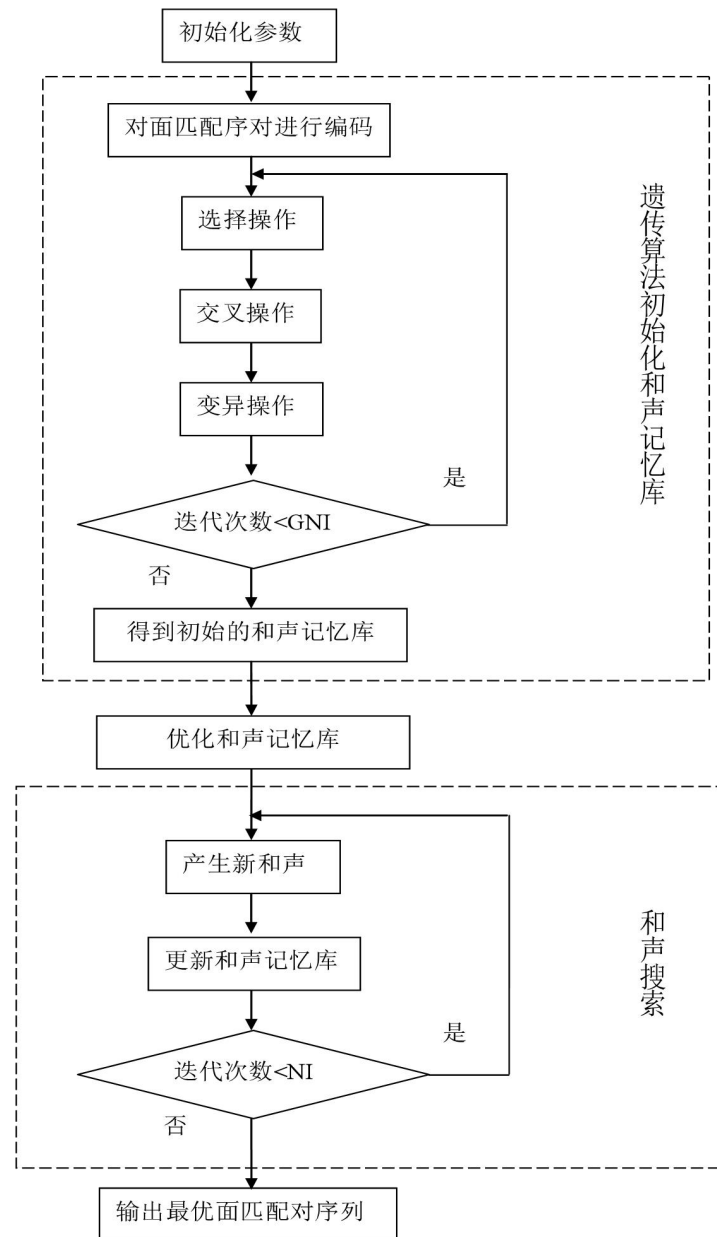


图 5-4 遗传和声混合搜索算法流程

Fig. 5-4 Genetic harmony hybrid search algorithm process

5.3 基于遗传和声混合搜索算法的模型相似性计算

以图 3-1 中源模型 X 和目标模型 Y 为例，利用遗传和声混合搜索算法描述

两个三维模型的面匹配过程，并计算出两个模型之间的相似性。

1. 初始化算法参数。

设定遗传算法的交叉概率 $pc=0.7$ 、变异概率 $pv=0.01$ 以及最大迭代次数 $GNI=200$ ，初始化和声记忆库大小 $HMS=20$ 、和声记忆库微调概率 $HMCR=0.98$ 、和声搜索算法的最大迭代次数 $NI=200$ 、当前迭代次数 $t=0$ 、微调概率 $PAR_{max}=0.5$ 、 $PAR_{min}=0.1$ 以及微调带宽的最大值和最小值 $BW_{max}=1.0$ 、 $BW_{min}=0.001$ 。

2. 初始化和声记忆库。

对源模型与目标模型的面匹配对序列进行编码。利用遗传算法进行选择操作、交叉操作和变异操作，经过 200 次迭代得到规模大小为 200 的新种群。从新种群中，选择最好的 HMS 个个体作为初始和声记忆库 HM 中的解向量。此过程利用遗传算法初始化和声记忆库，增加和声记忆库的多样性。

3. 优化和声记忆库 HM 。

以 65% 的比例保留和声记忆库 HM 中适应度较好的解向量。对剩余 35% 的解向量进行旋转换位处理操作，得到新的解向量，增加种群的多样性，以便产生更优解。

对 10% 的剩余解向量，保留其中较优的片段，剩余片段按顺时针方向换位旋转一个单位，得到新的向量。例如：对解向量(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)，保留原片段中的较优片段 1，剩余片段进行顺时针换位旋转，得到新的解向量(1, 3, 4, 5, 6, 7, 2)。

对 10% 的剩余解向量，保留其中较优的片段，剩余片段按逆时针方向换位旋转一个单位，得到新的向量。例如：对解向量(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)，保留原片段中的较优片段 1，剩余片段进行逆时针换位旋转，得到新的解向量(1, 7, 2, 3, 4, 5, 6)。

对 15% 的剩余解向量，保留其中较优的片段，将剩余片段的一部分按顺时针方向换位旋转一个单位，将剩余片段的另一部分按逆时针方向换位旋转一个单位，得到新的向量。例如：对解向量(1, 2, 3, 4, 5, 6, 7)，保留原片段中的较优片段 1，剩余片段前半部分 2, 3, 4 进行顺时针换位旋转，后半部分 5, 6, 7 进行逆时针换位旋转，得到新的解向量(1, 4, 2, 3, 7, 5, 6)。

以图 3-1 中源模型 X 与目标模型 Y 为例，进行和声记忆库的遗传初始化，将初始的和声记忆库 HM 以及优化后的和声记忆库 $HM1$ ，以矩阵形式进行如下表示。

$$HM = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 6 & 5 & 4 & 7 & 9 & 8 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 7 & 9 & 8 & 6 & 2 \\ 1 & 4 & 2 & 3 & 6 & 7 & 5 & 8 & 9 \\ 1 & 2 & 3 & 6 & 7 & 5 & 4 & 8 & 9 \\ 1 & 7 & 8 & 4 & 3 & 9 & 5 & 2 & 6 \\ 1 & 9 & 7 & 3 & 2 & 4 & 6 & 5 & 8 \\ 1 & 8 & 2 & 5 & 3 & 4 & 7 & 6 & 9 \\ 1 & 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 8 & 9 \\ 1 & 6 & 5 & 4 & 3 & 9 & 8 & 7 & 2 \\ 1 & 8 & 2 & 6 & 3 & 5 & 4 & 7 & 9 \\ 1 & 4 & 3 & 2 & 7 & 5 & 8 & 6 & 9 \\ 1 & 6 & 8 & 7 & 9 & 4 & 3 & 2 & 5 \\ 1 & 3 & 5 & 4 & 5 & 8 & 9 & 7 & 6 \\ 1 & 9 & 4 & 3 & 2 & 5 & 7 & 6 & 8 \\ 1 & 2 & 4 & 3 & 8 & 9 & 7 & 5 & 6 \\ 1 & 2 & 4 & 6 & 3 & 7 & 9 & 8 & 5 \\ 1 & 5 & 8 & 3 & 7 & 9 & 4 & 6 & 2 \\ 1 & 2 & 9 & 6 & 5 & 8 & 7 & 4 & 3 \\ 1 & 2 & 5 & 8 & 7 & 4 & 3 & 6 & 9 \\ 1 & 9 & 7 & 6 & 4 & 3 & 2 & 5 & 8 \end{bmatrix}$$

$$HM1 = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 2 & 6 & 5 & 4 & 7 & 9 & 8 \\ 1 & 4 & 5 & 3 & 7 & 9 & 8 & 6 & 2 \\ 1 & 4 & 2 & 3 & 6 & 7 & 5 & 8 & 9 \\ 1 & 2 & 3 & 6 & 7 & 5 & 4 & 8 & 9 \\ 1 & 7 & 8 & 4 & 3 & 9 & 5 & 2 & 6 \\ 1 & 9 & 7 & 3 & 2 & 4 & 6 & 5 & 8 \\ 1 & 8 & 2 & 5 & 3 & 4 & 7 & 6 & 9 \\ 1 & 5 & 2 & 3 & 4 & 9 & 6 & 7 & 8 \\ 1 & 3 & 6 & 5 & 4 & 2 & 9 & 8 & 7 \\ 1 & 3 & 8 & 2 & 6 & 9 & 5 & 4 & 7 \\ 1 & 7 & 4 & 3 & 2 & 9 & 5 & 8 & 6 \\ 1 & 8 & 7 & 9 & 6 & 3 & 2 & 5 & 4 \\ 1 & 2 & 4 & 5 & 3 & 9 & 7 & 6 & 8 \\ 1 & 4 & 3 & 2 & 9 & 7 & 6 & 8 & 5 \\ 1 & 4 & 3 & 8 & 2 & 7 & 5 & 6 & 9 \\ 1 & 3 & 2 & 4 & 6 & 9 & 8 & 5 & 7 \\ 1 & 7 & 5 & 8 & 3 & 4 & 6 & 2 & 9 \\ 1 & 5 & 2 & 9 & 6 & 7 & 4 & 3 & 8 \\ 1 & 7 & 2 & 5 & 8 & 3 & 6 & 9 & 4 \\ 1 & 4 & 9 & 7 & 6 & 2 & 5 & 8 & 3 \end{bmatrix}$$

4. 产生新和声。

在 $[0, 1]$ 之间产生一个随机数 $rand_1$ ，若 $rand_1 < HMCR$ ，则从 HM 中随机选取一个和声变量，否则从解空间中随机选取一个和声变量，如下所示。

$$j^{new}(i) \in \begin{cases} \text{和声库 } HM, & rand_1 < HMCR \\ \text{解空间}, & \text{其它} \end{cases}$$

若所选取的和声变量是从和声库 HM 中选取的，按照公式(4-8)对其进行微调，否则不作任何调整。微调概率与微调带宽的自适应调整过程参考 4.2.1 中公式(4-1)和公式(4-6)。

5. 更新和声记忆库 HM。

利用适应度函数 $f(x)$ 判断产生的新解是否优于和声库 HM 中的最差解。若优于最差解，则用新解代替最差解。判断是否达到迭代次数 NI ，若没达到，则返回步骤 4 继续执行。

6. 输出最优面匹配对序列。

最优面匹配对序列：((1, 1), (3, 2), (8, 3), (2, 4), (6, 5), (9, 6), (5, 7), (4, 8), (7, 9))。

7. 求源模型 X 与目标模型 Y 的相似性 $S_{Model}(X, Y)$ 。

以最优面匹配对序列((1, 1), (3, 2), (8, 3), (2, 4), (6, 5), (9, 6), (5, 7), (4, 8), (7, 9))为基础, 从源模型 X 与目标模型 Y 的面相似性矩阵中提取所有面匹配对的相似性数值。通过累积所提取的面匹配对的相似性数值, 得到源模型 X 与目标模型 Y 之间的相似性 $S_{Model}(X, Y)=0.1724$ 。

5.4 实验

同样选取图 3-3 为实验源模型, 图 3-4 为目标模型。利用所提出的遗传和声混合算法搜索面形状相似度矩阵和整体相似度矩阵, 获得最优面匹配对序列并计算模型相似性, 其结果如表 5-1 所示。

表 5-1 基于遗传和声混合搜索的三维模型相似性计算

Table 5-1 Computation of 3D model similarity based on genetic harmony hybrid search

模型编号	模型面数	遗传和声混合算法 (形状)	遗传和声混合算法 (整体)
目标模型	7	—	—
源模型A	7	1	0.1130
源模型B	5	0.7250	0.0995
源模型C	5	0.5684	0.0849
源模型D	8	0.6147	0.0606
源模型E	10	0.4635	0.0368
源模型F	13	0.6745	0.0926
源模型G	12	0.3847	0.0545
源模型H	7	0.1623	0.0167
源模型I	7	0.5432	0.0668
源模型J	10	0.5167	0.0489
源模型K	9	0.5952	0.0898

(续表 5-1)

源模型L	8	0.3710	0.0472
源模型M	9	0.6944	0.0968
源模型N	9	0.5489	0.0830
源模型O	14	0.2292	0.0202

按照与目标模型相似性由大到小的顺序进行排序。利用遗传和声混合搜索算法检索形状相似度矩阵计算得到的模型相似性排序结果为：A、B、M、F、D、K、C、N、I、J、E、G、L、O、H。利用遗传和声混合搜索算法检索整体相似度矩阵计算得到的模型相似性排序结果为：A、B、M、F、K、C、N、I、D、G、J、L、E、O、H。

为了证明本章所提出的方法能够更好地度量两个三维模型的相似程度，分别与蝙蝠算法、遗传算法、SGHS 算法进行了实验对比。实验 1、2 分别为利用蝙蝠算法检索形状相似度矩阵与整体相似度矩阵；实验 3、4 分别为使用遗传算法检索形状相似度矩阵与整体相似度矩阵；实验 5、6 分别为采用 SGHS 算法检索形状相似度矩阵与整体相似度矩阵。实验 7、8 分别为利用遗传和声混合搜索算法检索形状相似度矩阵与整体相似度矩阵。8 组实验对比结果如表 5-2 所示。

表 5-2 实验对比

Table 5-2 Experimental comparison

源模型 编号	蝙蝠算法		遗传算法		SGHS 算法		遗传和声 混合搜索算法	
	形状	整体	形状	整体	形状	整体	形状	整体
	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6	实验 7	实验 8
A	0.7400	0.1490	1	0.1896	1	0.0977	1	0.1130
B	0.6944	0.0977	0.8340	0.0995	0.7130	0.0954	0.7250	0.0995
C	0.6071	0.0318	0.8571	0.0915	0.6957	0.0810	0.5684	0.0849
D	0.5389	0.0418	0.5957	0.0476	0.5957	0.0368	0.6147	0.0606
E	0.4306	0.0830	0.6544	0.0569	0.4800	0.0326	0.4635	0.0368
F	0.5681	0.1116	0.7675	0.0987	0.6167	0.0782	0.6745	0.0926
G	0.4135	0.1032	0.6544	0.0516	0.3931	0.0557	0.3847	0.0545

(续表 5-2)

H	0.5167	0.0611	0.3623	0.0386	0.0223	0.0130	0.1623	0.0167
I	0.6786	0.0962	0.6957	0.0584	0.5389	0.0675	0.5432	0.0668
J	0.4792	0.0716	0.6928	0.0897	0.5167	0.0499	0.5167	0.0489
K	0.5952	0.0502	0.6140	0.0581	0.5952	0.0725	0.5952	0.0898
L	0.6146	0.0463	0.6731	0.0652	0.5369	0.0542	0.3710	0.0472
M	0.8367	0.1968	0.7831	0.0941	0.6786	0.0896	0.6944	0.0968
N	0.5389	0.0599	0.7016	0.0963	0.5476	0.0868	0.5489	0.0830
O	0.0163	0.0167	0.3745	0.0274	0.3654	0.0248	0.2292	0.0202

将 8 组实验中的模型按相似性数值由高到低进行排序。在实验 1 中, 模型 M 和模型 A 的相似性分别为 0.8367 和 0.7400, 排在最前面, 其次分别为模型 B、I、L、C、K、F、D、N、H、J、E、G、O。在实验 2 中, 源模型 M 与目标模型的相似性最高, 其数值为 0.1490, 其次分别为模型 A、B、I、L、C、K、D、F、J、N、G、E、H、O。在实验 7 中, 源模型 A 与目标模型的相似性最高, 其数值为 1, 其次分别为模型 B、C、M、F、D、K、N、I、L、J、E、G、O、H。在实验 8 中, 源模型 A、源模型 B 和源模型 M 与目标模型更为相似。模型相似性数值分别为 0.1130、0.0995 和 0.0968, 其次分别为模型 N、C、F、K、I、G、L、J、D、E、O、H。

在实验 1、2 中, 目标模型与源模型 A 的形状是一致的。实验 3 至实验 8 都将源模型 A 排在第一位, 而实验 1 与实验 2 将源模型 A 排在第 3 位。因此, 遗传算法、SGHS 算法以及遗传和声混合搜索算法这 3 种方法的性能要好于蝙蝠算法。其次, 实验 1 中源模型 D 与源模型 N 的模型相似性数值是一样的, 不能有效区分两个模型的形状差异。在实验 8 中, 源模型 D 与目标模型之间的相似性数值为 0.0606, 源模型 N 与目标模型之间的相似性数值为 0.0830。本章所提出方法能够更好地区分模型之间的差异。

在实验 3、4 中, 源模型 L 是圆台与长方体所构成的组合模型。在实验 3、4 中, 源模型 L 排在源模型 D、G、K 模型之前。在实验 7、8 中, 源模型 L 却排在源模型 D、G、K 模型之后。相对于实验 3、4 中的遗传算法而言, 本章所提出方法对三维模型的相似性计算更为准确。

在实验 6 中, 源模型 D 排在第 12 位。但是, 相对于其它源模型而言, 模型 D 更接近于目标模型。在实验 7 中, 源模型 D 排在第 5 位。在实验 8 中, 源模

型 D 排在第 9 位。因此，遗传和声混合搜索算法的性能要优于 SGHS 算法。

实验结果表明：相对于蝙蝠算法、遗传算法和 SGHS 而言，遗传和声混合搜索算法更能准确地度量两个三维模型之间的差异。其原因是：混合算法充分发挥了遗传算法的全局寻优能力，同时通过对微调概率和微调带宽进行自适应调整，提高了和声算法的局部搜索能力。

5.5 本章小结

本章给出了一种基于遗传和声混合搜索的三维模型相似性计算方法。利用遗传算法初始化和声记忆库，同时使用旋转换位操作优化和声记忆库。在优化后的和声记忆库中，利用 SGHS 算法搜索得到最优面匹配对序列，更好地度量两个模型之间的整体差异。结合遗传算法的全局寻优能力与和声搜索算法的邻域寻优能力，更好地计算两个三维模型之间的相似性。

结论

本文对国内外三维模型的相似性计算方法进行了简单的分析介绍。本文通过对模型的形状和结构特征描述,构建出三维模型间的形状相似度矩阵以及结构相似度矩阵。综合三维模型的形状信息与结构信息,建立两个三维模型之间的整体相似度矩阵。随后将遗传算法、和声算法、SGHS 算法以及遗传和声混合算法应用于模型相似性计算过程中,并进行了多组实验对比。主要的研究成果包括以下几个方面:

1. 对目前的三维模型相似性计算方法进行了研究,介绍了其国内外的研究现状,分析了当前三维模型处理技术中所遇到的问题。研究了如何利用三维模型的形状信息与邻接结构信息构建出能够反映出三维模型特征的相似度矩阵,并将其作为模型相似性计算的基础。

2. 重点设计并实现了基于遗传算法、和声搜索算法、SGHS 算法和遗传和声混合搜索算法的三维模型相似性计算方法。介绍了如何利用各种算法进行面匹配,得到最优面匹配对序列,并以此为基础计算得到三维模型的相似性。

3. 改进了基本和声搜索算法。通过对微调概率与微调带宽两个变量参数的自适应调整,提高算法的局部搜索能力。而在遗传和声混合搜索算法中,充分地综合遗传算法的全局寻优能力与和声搜索算法的邻域寻优能力,更好的提高三维模型检索以及相似性计算的性能。

本文提出的方法在三维模型相似性计算上取得了一定程度的成功,但是仍存在一些不足:

1. 在模型相似度矩阵构建过程中,对一些面的描述还是不够准确,很难将面的所有特征利用形状或者结构信息进行完整的描述。针对这一问题,还需要进一步深入研究。

2. 实验模型的选取有一定的局限性,本文实验中只选取了 15 个源模型进行实验,涵盖模型比较少,仍需要进一步深入研究,增加实验模型验证方法的通用性。

参考文献

- [1] KATAYAMA K, SATO T. Matching 3D CAD Assembly Models with Different Layouts of Components Using Projections[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2015, E98D(6): 1247-1250.
- [2] LU K, WANG Q, XUE J, et al. 3D Model Retrieval and Classification by Semi-supervised Learning with Content-based Similarity[J]. Information Sciences An International Journal, 2014(281): 703-713.
- [3] ZHUANG T, ZHANG X T, HOU Z X, et al. A Novel 3D CAD Model Retrieval Method Based on Vertices Classification and Weights Combination Optimization[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017: 1-12.
- [4] ZENG H, YU H P, LIU W L, et al. Gradient Direction Accumulation-based Heat Kernel Signature Descriptor for Nonrigid 3D Model Retrieval[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2019, 33(7) : 16.
- [5] NIE W, WANG Y, SONG D, et al. 3D Model Retrieval Based on a 3D Shape Knowledge Graph[J]. IEEE Access, 2020(8): 142632-142641.
- [6] ZHOU Y, ZENG F. 2D Compressive Sensing and Multi-feature Fusion for Effective 3D Shape Retrieval[J]. Information Sciences, 2017(409): 101-120.
- [7] PARK Y S, YUN Y I, CHOI J S. A New Shape Descriptor Using Sliced Image Histogram for 3D Model Retrieval[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2009, 55(1): 240-247.
- [8] SUN Y H, CHEN L P, HUANG Y B, et al. An Enhanced Graph Representation and Heuristic Tabu Search Approach for Flexible and Efficient 3D Shape Matching[J]. Journal of Computing and Information Science In Engineering, 2014, 14(3): 33-39.
- [9] SHIH J L, CHEN H Y. A 3D Model Retrieval Approach Using the Interior and Exterior 3D Shape Information[J]. Multimedia Tools and Applications, 2009, 43(1): 45-62.
- [10] KIM H, CHA M, MUN D. Shape Distribution-based Retrieval of 3D CAD Models at Different Levels of Detail[J]. Multimedia Tools & Applications, 2017, 76(14): 15867-15884.
- [11] LI Y H, LEI H P, LIN S J, et al. A New Sketch-based 3D Model Retrieval

- Method by Using Composite Features[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 2(77): 2921-2944.
- [12] HUANGFU Z M, ZHANG S S. Partial Retrieval Method of 3D CAD Models Based on Graph Indexing and Filtering Mechanism[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems. 2015, 21(7): 1679-1689.
- [13] MA W F, WANG P Y, CAI D F, et al. Research on 3D CAD Model Retrieval Algorithm Based on Global and Local Similarity[C]. International Conferences on Ubiquitous Computing & Communications Data Science and Computational Intelligence Smart Computing, Networking and Services. 2019: 349-355.
- [14] TAO S Q, WANG S T, CHEN A H. 3D CAD Solid Model Retrieval Based on Region Segmentation[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(1): 103-121.
- [15] XIE H T, SHANG F H, ZHOU Y D, et al. The Research of 3D Model Retrieval Algorithms Based on Normal Plane[C]. Third World Congress on Software Engineering. IEEE Computer Society, China, 2012: 207-210.
- [16] OHKITA Y, OHISHI Y, FURUYA T, et al. Non-rigid 3D Model Retrieval Using Set of Local Statistical Features[C]. IEEE International Conference on Multimedia & Expo Workshops. IEEE, Australia, 2012: 593-598.
- [17] HUANG R, ZHANG S S, BAI X L, et al. An Effective Subpart Retrieval Approach of 3D CAD Models for Manufacturing Process Reuse[J]. Computers in Industry, 2015, 67(C): 38-53.
- [18] LMAATI E A, OIRRAK A E, KADDIOUI M N, et al. 3D Model Retrieval Based on 3D Discrete Cosine Transform[J]. International Arab Journal of Information Technology, 2008, 7(3): 264-270.
- [19] ZOU K S, ZHANG Z J, ZHANG J H, et al. 3D Model Retrieval Scheme Based on Fuzzy Clustering for Physical Descriptors[J]. Journal of Algorithms and Computational Technology, 2016, 10(1): 12-22.
- [20] Liu H, Li L, Lu S, et al. 3D Model Similarity Evaluation for Mechanical Design Reuse Based on Spatial Correlated Shape-word Clique[J]. Multimedia Tools and Applications, 2020, 79(11-12): 8181-8195.
- [21] Huang B, Zhang S, Huang R, et al. An Effective Retrieval Approach of 3D CAD Models for Macro Process Reuse[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2019, 102(6): 1067-1089.

- [22] GAO Y, TANG J, LI H, et al. View-based 3D Model Retrieval with Probabilistic Graph Model[J]. Neurocomputing, 2010, 73(10-12): 1900-1905.
- [23] XU C, ZHANG C, ZHOU X C, et al. Improved Panoramic Representation via Bidirectional Recurrent View Aggregation for 3D Model Retrieval[J]. IEEE computer graphics and applications, 2018.
- [24] QIN F W, GAO S M, YANG X L, et al. An Ontology-based Semantic Retrieval Approach for Heterogeneous 3D CAD Models[J]. Advanced Engineering Informatics, 2016, 30(4): 751-768.
- [25] HUANG M C, SUI S C, MOU W P, et al. Three-dimensional CAD Model Retrieval Algorithm Based on Ontology[J]. Procedia CIRP, 2016(56): 590-593.
- [26] WANG X, GU F, XIAO W. 3D Medical Model Automatic Annotation and Retrieval Using LDA Based on Semantic Features[C]. Springer International Publishing, China, 2016: 91-101.
- [27] LENG B, ZENG J, YAO M, et al. 3D Object Retrieval with Multitopic Model Combining Relevance Feedback and LDA Model[J]. IEEE Transactions on Image Processing A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015, 24(1): 94-105.
- [28] LI Z, WU Z, KUANG Z, et al. Evidence-based SVM Fusion for 3D Model Retrieval[J]. Multimedia Tools & Applications, 2014, 72(2): 1731-1749.
- [29] WANG Z S, TIAN L, DUAN W R. Annotation and Retrieval System of CAD Models Based on Functional Semantics[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2014, 27(6): 1112-1124.
- [30] 韩丽, 刘书宁, 徐圣斯, 等. 自适应稀疏编码融合的非刚性三维模型分类算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(11): 1898-1907.
- [31] 皇甫中民, 张树生, 闫维恒. 基于层次特征描述子的三维 CAD 模型检索[J]. 计算机集成制造系统, 2015, 21(12): 3095-3106.
- [32] 皇甫中民, 张树生, 闫维恒. 鱼群启发的三维 CAD 模型聚类与检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(8): 1373-1382+1392.
- [33] 周燕, 曾凡智, 杨跃武. 基于多特征融合的三维模型检索算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(7): 303-309.
- [34] 徐平安, 唐雁, 牟春倩, 等. 融合细节与整体特征的三维模型检索方法[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2015, 37(10): 131-137.
- [35] 陈强, 余永梅, 唐雁. 基于法线夹角与面积分布的三维 CAD 模型检索[J].

- 四川大学学报(自然科学版), 2014, 51(6): 1156-1162.
- [36] 舒振宇, 祁成武, 辛士庆, 等. 基于密度峰值的三维模型无监督分类算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(12): 2142-2150.
- [37] 周继来, 周明全, 耿国华, 等. 基于曲度特征的三维模型检索算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(7): 1914-1917+1922.
- [38] 陶松桥, 郭顺生. 基于面属性相似的 CAD 模型检索方法[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2015, 37(5): 399-403.
- [39] 黄明聪, 张树生, 白晓亮, 等. 基于过渡特征识别及过滤的三维 CAD 模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2014, 26(1): 93-100.
- [40] 张开兴, 白晓亮, 张树生. 基于局部形状特征的自由曲面相似性评价方法[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(3): 530-536.
- [41] 石民, 张树生. 基于非精确图匹配的三维 CAD 模型局部检索[J]. 制造业自动化, 2012, 34(02): 1-3.
- [42] 白柳, 宋超超. 基于体素构造和遗传算法的三维模型检索[J]. 图学学报, 2016, 37(6): 754-758.
- [43] 王飞, 张树生, 白晓亮, 等. 拓扑和形状特征相结合的三维模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(1): 99-103.
- [44] 孙长乐, 宁大勇, 熊伟, 等. 基于特征的工程领域 CAD 模型检索技术[J]. 计算机集成制造系统, 2014, 20(4): 747-754.
- [45] 范菁, 李然, 董天阳. 基于局部视图的三维树木模型递进检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(1): 162-171.
- [46] 潘翔, 陈敖, 周春燕, 等. 基于视图特征点分布的三维模型检索算法[J]. 浙江工业大学学报, 2013, 41(06): 641-645.
- [47] 周文, 贾金原. 一种 SVM 学习框架下的 Web3D 轻量级模型检索算法[J]. 电子学报, 2019, 47(01): 92-99.
- [48] 刘志, 李江川. 基于深度卷积神经网络的三维模型检索[J]. 计算机科学, 2019, 46(1): 278-284.
- [49] 刘志, 尹世超, 潘翔, 等. 基于特征线条的三维模型检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(9): 1512-1520.
- [50] 李海生, 董水龙, 赵天宇, 等. 利用深度图像改进光场描述符的三维模型检索算法[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(4): 56-59.
- [51] OSADA R, FUNKHOUSER T, CHAZELLE B, et al. Shape Distributions[J]. ACM Transactions on Graphics, 2002.

- [52] 李亮, 张树生, 白晓亮. 基于局部形状分布的三维 CAD 模型检索算法[J]. 机械科学与技术, 2012, 31(012): 2048-2052.
- [53] HILAGA M, SHINAGAWA Y, KOMURA T, et al. Topology Matching for Fully Automatic Similarity Estimation of 3D Shapes[C]. Conference on Computer Graphics & Interactive Techniques. ACM, Los Angeles, 2001: 203-212.
- [54] 潘翔, 张三元, 张引, 等. 一种基于拓扑连接图的三维模型检索方法[J]. 计算机学报, 2004, 2014(09): 1250-1255.
- [55] CHEN D Y, TIAN X P, SHEN Y T, et al. On Visual Similarity Based 3D Model Retrieval[J]. Computer Graphics Forum, 2010, 22(3): 223-232.

攻读硕士学位期间所发表的学术论文

- [1] GAO X Y, DONG X R, ZHANG C X. Model Similarity Calculation Based on Self-Adaptive Global Best Harmony Search Algorithm[J]. International Journal of Performability Engineering, 2020, 16(7): 1019. (EI: 20203609127701)
- [2] 高雪瑶, 董欣然, 张春祥. 自适应全局最优和声搜索的模型相似性计算[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2020, 25(06): 150-156.
- [3] 高雪瑶, 董欣然, 张春祥, 赵凌云. 一种基于遗传和声混合搜索的模型相似性计算方法: 中国, CN110633386A[P]. 2019-12-31. (发明专利 实质性审查中)

致谢

时间匆匆，两年半时间转瞬即逝，在哈尔滨理工大学的美好研究生涯也即将结束。回首两年时间，有过苦恼、有过欢笑、有过付出、但更有收获。

在论文即将完成之时，首先向高雪瑶教授致以我最深的敬意与感谢。研究生期间，高雪瑶教授指导着我找到了研究方向，并不断地引领着我向学术科研的道路上前进。在此还要对张春祥教授表达感谢，从论文的选题，开题到定稿，张春祥教授都给予了我细心的指导。两位老师积极向前的学术精神，一丝不苟的科研态度，时时刻刻都影响、激励着我。老师们在学术研究上对我的支持、启发与督促，使我收获良多。千里之行，始于跬步。相信硕士期间知识与能力的积累能为我今后的工作生活打下坚实的基础。

感谢各种基金项目对我们科研学习的支持。

同时，还要感谢D811的师兄、师姐。感谢李正杰、李佳伟、熊经钊、唐利波各位小伙伴，在我学习与研究上遇到困难时，对我的指导与帮助。这两年间，我们从陌生到熟悉，到现在像家人一般，互相关心，互相帮助。

感谢我的父母家人对我的支持与鼓励。在面对困难时，你们永远是我背后最坚实最可靠的力量。

最后由衷的感谢在百忙之中评审本文的老师，感谢答辩组的各位指导老师，祝老师们身体健康，工作顺利。

哈尔滨理工大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：此处所提交的硕士学位论文《基于改进和声算法的三维模型相似性计算》，是本人在导师指导下，在哈尔滨理工大学攻读硕士学位期间独立进行研究工作所取得的成果。据本人所知，论文中除已注明部分外不包含他人已发表或撰写过的研究成果。对本文研究工作做出贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式注明。本声明的法律结果将完全由本人承担。

作者签名：董欣然

日期：2021年4月7日

哈尔滨理工大学硕士学位论文使用授权书

《基于改进和声算法的三维模型相似性计算》系本人在哈尔滨理工大学攻读硕士学位期间在导师指导下完成的硕士学位论文。本论文的研究成果归哈尔滨理工大学所有，本论文的研究内容不得以任何单位的名义发表。本人完全了解哈尔滨理工大学关于保存、使用学位论文的规定，同意学校保留并向有关部门提交论文和电子版本，允许论文被查阅和借阅。本人授权哈尔滨理工大学可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文，可以公布论文的全部或部分内容。

本学位论文属于

保密 ☐，在 年解密后适用授权书。

不保密 ☒。

(请在以上相应方框内打√)

作者签名：董欣然

日期：2021年4月7日

导师签名：高雪瑶

日期：2021年4月7日