

工学硕士学位论文

基于几何形状特征的三维模型检索

李宣亭

哈尔滨理工大学

2020 年 4 月

国内图书分类号：TP391.72

工学硕士学位论文

基于几何形状特征的三维模型检索

硕士研究生：李宣亭

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：2020年4月

授予学位单位：哈尔滨理工大学

Classified Index: TP391.72

Dissertation for the Master Degree in Engineering

3D Model Retrieval Based on Geometric Features

Candidate:	Li Xuanting
Supervisor:	Gao Xueyao
Academic Degree Applied for:	Master of Engineering
Specialty:	Computer Science and Technology
Date of Oral Examination:	April, 2020
University:	Harbin University of Science and Technology

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《基于几何形状特征的三维模型检索》，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：

李宜亭

日期：

2020 年 4 月 10 日

哈尔滨理工大学硕士学位论文使用授权书

《基于几何形状特征的三维模型检索》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其他单位的名义发表。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：

李宜亭

日期：

2020 年 4 月 10 日

导师签名：

高雪涛

日期：

2020 年 4 月 10 日

基于几何形状特征的三维模型检索

摘 要

随着计算机软硬件技术发展,三维模型在动画、机械、医疗等领域应用更加广泛,三维模型数量也越来越多,三维模型检索领域也面临着更多的挑战。很多学者对三维模型检索技术进行了研究,提出了许多有价值的模型检索算法,但目前仍有许多问题亟待解决。

本文通过对现有的三维模型检索技术进行研究和分析,研究了三维模型的拓扑结构特征和形状分布特征,提出了基于几何形状特征的三维模型检索方法。把具有旋转不变性的几何形状特征应用于三维模型的分类和检索过程中,增强三维模型检索算法的鲁棒性。本文主要研究了以下内容。

为了提高三维模型检索的效率,提出基于形状分布特征融合的三维模型分类算法。为了获取三维模型全局信息,提取三维模型的 D1 和 D2 形状分布特征。为了获取三维模型局部信息,提取三维模型的随机球型形状分布特征。利用自编码器处理这几种形状分布特征,获取三维模型的高效特征。最后,基于三维模型的高效特征,用多层感知机分类器对三维模型进行训练和分类。利用模型库对该算法进行验证,实验结果表明该方法能够有效地对三维模型进行分类。

本文提出了一种融合形状与结构信息的模型相似性计算方法。根据三维模型面的边数差异,计算两个三维模型面间的形状相似性,以此构建两个三维模型的形状相似性矩阵。根据面的邻接面的情况,计算三维模型面间的结构相似性,以此构建两个三维模型的结构相似性矩阵。基于形状相似性矩阵和结构相似性矩阵,建立两个三维模型间的形状-结构相似性矩阵。利用改进的遗传算法搜索形状-结构相似性矩阵,获取最优面匹配集和计算两个三维模型的相似性。实验表明该方法可以很好的区分三维模型在拓扑结构上的差异。

关键词 三维模型检索; 形状分布特征; 自编码器; 多层感知机; 模型相似性计算

3D Model Retrieval Based on Geometric Features

Abstract

With the development of computer software and hardware technology, 3D models are more widely used in fields of animation, machinery, medical and others, which results in increasing of the number of 3D models. Scholars are facing more challenges in the field of 3D model retrieval. Many scholars have researched on 3D model retrieval technology and proposed many valuable model retrieval algorithms, but there are still many problems that need to be solved urgently.

This paper analyzed the existing technology of 3D model retrieval, and researched on topological structure features and shape distribution features of 3D model. In this paper, we proposed a 3D model retrieval method based on geometric shape features. For enhancing robustness of 3D model retrieval algorithm, geometric shape features with rotation invariance are applied to classification and retrieval of 3D models. Research contents in this article are shown as follows:

In order to improve the efficiency of 3D model retrieval, this paper proposed a 3D model classification algorithm based on shape distribution feature fusion. For obtaining the global information of 3D model, D1 and D2 shape distribution features of 3D model are extracted. For obtaining partial information of 3D model, random spherical shape distribution features of 3D model are extracted. Auto-encoder is used to deal with these shape distribution features to obtain efficient features of 3D model. Finally, based on efficient features of 3D model, multilayer perceptron classifier is trained and is used to classify 3D models. Model database is used to verify the algorithm. Experimental results show that the method can effectively classify 3D models.

This paper proposed a model similarity calculation method that fuses shape and structure information. According to the difference in the number of edges of 3D model faces, shape similarity between two 3D model faces is calculated. Shape similarity matrix of two 3D models is established based on it. According to

adjacent conditions of faces, structural similarity between 3D model faces is calculated. Structural similarity matrix of two 3D models is established based on it. Based on shape similarity matrix and structure similarity matrix, shape-structure similarity matrix between two 3D models is established. Genetic algorithm algorithm is used to search shape-structure similarity matrix for obtaining an optimal face matching set. Similarity of two 3D models is calculated. Experiments show that the method can distinguish the difference of 3D models' topological structures.

Keywords 3D model retrieval, shape distribution feature, autoencoder, multilayer perceptron, model similarity calculation

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 三维模型检索在国内外研究的进展.....	1
1.3 课题研究的主要内容.....	5
1.3.1 课题来源.....	5
1.3.2 课题的主要研究内容.....	5
1.4 本文的组织结构.....	6
第 2 章 三维模型相似性计算方法的研究.....	7
2.1 基于轮廓的相似性计算方法.....	7
2.1.1 基于统计分布特征的算法.....	7
2.1.2 基于函数分析的特征提取方法.....	8
2.2 基于拓扑结构的相似性计算方法.....	10
2.3 基于视图的相似性计算方法.....	11
2.4 三维模型检索技术面临的问题和决解方法.....	12
2.5 本章小结.....	13
第 3 章 基于形状分布特征融合的三维模型分类.....	14
3.1 三维模型的形状分布特征的提取.....	14
3.2 神经网络的概述.....	17
3.2.1 感知机的概述.....	17
3.2.2 一维卷积神经网络的概述.....	18
3.2.3 Auto Encoder 的原理.....	19
3.3 基于形状分布特征融合的三维模型分类.....	20
3.4 实验内容.....	21
3.5 本章小结.....	23
第 4 章 基于动态规划的三维模型相似性计算.....	25
4.1 三维模型形状相似性的计算方法.....	25
4.1.1 属性邻接图的定义与表示.....	25
4.1.2 面的形状相似性计算.....	28

4.1.3 三维模型的形状相似性计算.....	30
4.2 基于动态规划的三维模型相似性计算.....	30
4.3 实验内容.....	32
4.4 本章小结.....	33
第 5 章 融合形状与结构信息的模型相似性计算.....	34
5.1 三维模型形状与结构信息的融合方法.....	34
5.1.1 面的结构相似性计算.....	34
5.1.2 三维模型的形状-结构相似性计算.....	38
5.1.3 遗传算法概述.....	39
5.2 融合形状与结构信息的模型相似性计算.....	39
5.3 实验内容.....	43
5.4 本章小结.....	46
结论.....	47
参考文献.....	48
攻读硕士学位期间所发表的学术成果.....	54
致谢.....	55

第 1 章 绪论

1.1 课题研究的背景和意义

近年来,3D 打印技术的迅速崛起,使得智能设计和智能制造成为技术变革的新趋势,对复杂产品的创新设计或再设计有着更高的技术要求。在实际的产品研发过程中,需要完全重新设计的产品只占整个产品比例的 20%,而剩下的产品则是利用过去研发过程中积累的成熟产品项目上小规模改进来完成设计。在设计工业零部件时,设计师可以先画出自己想要设计的零部件的“粗略”设计,然后利用三维模型检索系统查找相似的成熟三维模型。如果在相似的模型中已经存在满足自己需求的设计,那么就可以不用重新设计,用现有的模型设计就可以了。如果没有完全符合自己需求的设计,也可以参考这些相似的模型设计进行或者在这些相似的模型基础上进行改动,然后设计自己的模型。因此,三维模型检索技术能够节省设计师搜索资料的时间,减少了设计师的重复的设计工作,让设计师有更多的精力去开发新的零件。因此,如何解决工件被重复设计的问题,在设计前快速准确地检索到相关工件的模型,已成为产品设计开发过程中的重要课题。

另一方面,随着计算机软硬件技术的发展,三维模型在其他领域的应用越来越广泛,比如,医疗和动漫领域。这导致三维模型的数量迅速增长,设计人员对三维模型检索技术的需求也越来越多。现有的基于文本描述的三维模型检索存在一定的局限性。对于缺少或丢失标识的零件设计,难以获取与之相似的零件设计。基于内容的模型检索技术可以根据模型本身的空间结构提取特征。它能够从几何角度直观地描述三维模型,更注重模型自身结构的特点,并快速检索三维模型。它可以广泛应用于各种领域的三维模型检索系统。

1.2 三维模型检索在国内外研究的进展

随着三维模型检索技术在各个领域的广泛应用,三维检索技术发生了巨大的变化,检索方法从最初的基于文本和语义的检索发展到基于三维模型本身结构内容的检索。国内外许多研究人员都发现了三维模型检索技术的研究价值和重要性,并在三维模型检索方面取得了许多重要的科研成果。

很多学者在三维模型检索领域中取得了不错的成果。Zhang 把三维模型网

格面体积、几何矩等特征量作为特征信息,通过深度信任网络对这些特征进行降维,使用支持向量机对模型进行判别分类^[1]。Tangelder 通过计算三维模型的高斯曲率和法向量变化率等特征集合的直方图的统计量来提取模型的特征向量^[2]。Pitta 提出了一种基于内容的搜索技术,从旧零件的数据库中检索相似的零件^[3]。王玉提出了一种基于内容的三维 CAD 模型聚类 and 检索方法,利用 CAD 模型的特征不变矢量来对模型进行聚类分析^[4]。王洪申提出了一种基于最优匹配的三维 CAD 模型相似性评价算法^[5]。Ton 用连续偏心变换作为三维模型的形状描述符,这种描述符不受欧氏运动和关节运动的影响^[6]。王飞给出了一种基于融合拓扑结构特征和几何形状特征的三维模型几何相似性比较方法,提高了三维模型检索算法在局部细节信息上的表达能力^[7]。马露杰给出了一种基于面形状位编码的模型检索方法,首先,从三维模型的 B-rep 结构文件中提取属性邻接图,将邻接图转化为面的树状层次结构,然后,对每一层进行递归编码,形成一种分阶的形位码,最后,通过三维模型形状描述矩阵来评估三维模型之间的相似度^[8]。

Chen 给出了三种融合的形状分布函数和一种基于类的形状描述函数,并把这些函数用于三维模型检索的过程中^[9]。Huangfu 给出了一种基于滤波机制和投影的三维模型局部检索方法,从三维模型拓扑结构中提取属性邻接图来表示三维模型,然后利用图论方法分别对邻接图的结点和边进行编码,最后建立三维模型的验证与过滤系统,实现三维模型的快速检索^[10]。Huang 提出一种用结构化的数学模型表示三维模型的方法,使用多种几何函数处理三维模型特征,并使用多级形状描述函数建立处理特征相似度评价的数学模型^[11]。Katayama 提出了一种融合多个分量的三维模型检索方法,从多个视角提取模型的特征,并对三维模型进行比较和匹配,该算法能有效地区分两种三维模型间的差异^[12]。Su 提出了利用 CNN 从模型单一视图中提取三维模型特征的方法,并给出基于多视图的特征提取方法,证明了模型视图可以用于三维模型分类^[13]。Shi 给出一种三维模型分类方法,首先,用一个圆柱体来包围一个三维实体,将圆柱上的点与实体中心轴上对应高度点之间的直线穿过三维模型的三角面的数量作为像素值,然后,将圆柱体展开,得到模型在圆柱体上的投影图像,最后,利用深度学习方法提取特征进行三维模型分类^[14]。Zou 提出了一种基于主平面分析和组集成的三维模型检索方法,首先,在主平面分析的基础上,利用序列二次规划法得到第二个主平面,然后,将平面法线向量与其他形状描述符结合,获取两种三维形状描述符,最后,通过整合形状描述符的三种直方图对描述符进行进一步的改进^[15]。Tao 提出了基于分布分配算法的 CAD 模型相似度计算方法,首

先, 将 CAD 模型转换成邻接图, 利用邻接矩阵表示 CAD 模型, 然后, 通过计算两个模型的邻接矩阵之间的相似度, 来度量模型之间的相似性^[16]。

Cao 利用基于用户草图的三维模型检索方法, 用户草图采用风格敏感三视图, 以此开发了一个新的三维模型检索系统, 实现了用户友好的图形界面^[17]。Cao 对用户的个性化草图风格进行数学建模, 并构造联合向量在各个方向分量, 以提升检索的质量和速度^[18]。Chen 提出一种基于样本对齐的模型检索方法, 对于一类模型, 使用一个样本模型作为对齐的目标, 然后该类中的每个 3D 模型依次对齐^[19]。Huang 提出了一种基于模型内部结构的三维模型检索算法, 该算法将三维 CAD 模型划分为若干个对应的局部三维模型, 并添加文本描述和标注来度量三维模型之间的相似性^[20]。Garcia 受深度学习的启发, 提出了 PointNet 模型分类方法, 该算法把三维模型的密度网络作为卷积神经网络的输入^[21]。Xie 提出了一种基于 DeepShape 的模型检索方法, 首先将三维模型多尺度 HKS 特征的分布直方图输入到 AutoEncoder 中进行训练, 然后把 AutoEncoder 编码器的输出拼接融合为三维模型的几何特征, 最后利用几何特征进行相似性计算^[22]。Zou 通过对三维模型的一些几何特征描述符进行模糊聚类, 建立三维模型数据库的多特征、多尺度索引, 以进行相似三维模型的快速匹配^[23]。白静提出了一种层次图的表征方式, 可以有效地表示模型的整体信息、细节信息和它们之间的关联关系, 同时, 给出了层次图的匹配算法^[24]。

Kalogerakis 首先提取三维模型不同方向、不同尺寸变换下的投影图和深度图, 并将这些图作为三维模型的几何特征, 然后, 用卷积(CNN)网络对这些几何特征进行训练和进一步提取更好的特征^[25]。Kim 对自由草图进行数学建模, 计算草图的形状分布来度量在多种分辨率下的三维模型的相似性, 该算法使用简单的形状检索算法来提高三维模型检索的精度^[26]。Zhuang 提出一种三维模型的形状分布函数的权值融合改进方法, 该方法根据形状分布函数对应的统计直方图的汉明距离的加权和来衡量三维模型之间的相似性, 利用该方法可以提高三维模型检索系统的检索性能, 并取得很好的效果^[27]。Tao 根据模型面的凸、凹、直把三维模型面的邻接图划分为不同区域, 并对这些区域进行属性编码, 然后利用这些区域的属性编码来表示三维模型面区域, 通过计算区域属性编码的差异来衡量三维模型之间的几何相似性^[28]。张全贵为了描述三维模型整体的结构信息采用二元图元的 Fuzzy 拓扑结构关系特征, 并联合 CRSC 提高三维模型检索的识别稳定性和精度^[29]。张开兴给出了一种融合语义的三维 CAD 模型局部结构检索方法^[30]。徐昌鸿提取多种模型属性特征, 并融合为三维模型的几何形状特征, 以此建立了基于工业设计重用的局部结构相似性评估系统^[31]。李海生定

义了三维模型的内二面角直方图统计特征,利用遗传算法对多种特征进行权重融合和优化^[32]。皇甫中民给出了一种面向三维 CAD 模型检索的模型分割方法,能够提高三维 CAD 模型的分割效率^[33]。郭慧婷将三维模型的角度分布特征与面积分布特征作为表示几何形状分布特征的混合签名,并根据两个三维模型间的签名最小差异来量化三维模型的全局相似性^[34]。秦飞巍提出了一种本体到特征的映射方法,并对模型的特征信息进行统一语义描述,建立模型本体到特征的三维模型库,通过检索相似模型来重用异构三维模型^[35]。

Liu 提出一种基于渲染图像角结构特征的三维模型检索算法,该算法用渲染图像的骨架图对三维模型进行分类,同时,利用角结构特征计算三维模型间的相似性^[36]。Li 利用拉普拉斯-贝尔特拉米算子的特征值,提出了一种尺度不变的波核正态化方法^[37]。Siddiqua 提出了一种基于自编码器的三维模型检索算法,将三维模型渲染的合成深度图像和真实深度图像同时加入自编码器进行训练,提取三维模型的形状分布特征^[38]。Tao 提出了一种基于拓扑结构特征和投影图片特征的三维模型检索方法,先基于三维模型的骨架图对三维模型进行归类,然后基于三维模型的投影图片的特征来进行三维模型的检索^[39]。Minto 将三维模型的深度图作为模型的第一种特征,将三维模型在多个方向上的体素数量作为模型的第二种特征,把 NURBS 曲面的曲率参数作为第三种特征。然后用多分支卷积神经网络处理这三种特征,并用线性分类器分类^[40]。

Tao 提出了基于结构分布的三维模型相似性计算方法,首先将三维 CAD 模型转换成邻接图,利用邻接矩阵表示三维模型,然后,通过计算两个模型的邻接矩阵之间的相似性,来度量三维模型之间的结构相似性^[41]。Su 针对多视图网络很容易被输入的不可察觉的噪声所欺骗的问题,利用可微分渲染器生成三维模型来减弱扰动在多视图分类中的影响^[42]。Ma 提出一种基于 CNN 与 LSTM 结合的三维模型分类与检索算法,该算法利用 CNN 网络处理三维模型不同角度的视图,提取相关信息。然后用 LSTM 网络和序列投票网络将相关信息融合为模型的形状描述特征^[43]。张艺棍提出了一种基于多种几何特征融合的三维模型检索方法,首先,提取三维模型的 ORB 特征表示三维模型的局部信息,并在提取三维模型的 Canny 边缘信息特征的基础上,然后,提取三维模型的几何形状上下文特征表示模型的全局信息特征,联合模型的 ORB 信息特征和几何形状上下文信息特征得到一种全新的特征描述三维模型的特点,最后,通过计算模型特征间的距离来衡量模型的相似性,并得出最终检索结果^[44]。强会英根据 HU 不变矩特征性和仿射不变矩特征性,提出一种基于隐马尔科夫模型相似性归类与检索算法,利用 Sobol 算子提取三维模型轮廓边缘的正等测轴测图,提取正等

测轴测图的不变矩阵特征值的编码,最后用 B-W 算法进行训练和分类^[45]。焦世超为了实现三维模型草图的检索,把神经网络和改进的函数分析算子特征相结合融合了三维模型的二维草图的特征和三维模型投影视图的特征,以此实现利用草图检索模型的功能^[46]。白静提出一种基于卷积神经网络和投票机制的三维模型分类检索算法,从三维模型的二维视图中提取特征,通过加权投票的方式对三维模型进行分类,同时,提出几种基于投票机制的特征距离度量方法^[47]。

1.3 课题研究的主要内容

1.3.1 课题来源

本课题来源于国家自然科学基金(编号: 61502124)、黑龙江省自然科学基金(编号: F201420)和黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(编号: LGYC2018JC014)。

1.3.2 课题的主要研究内容

本文主要研究基于几何形状特征的三维模型检索,具体研究内容如下:

1. 提取模型的形状分布特征 引入 D1、D2 形状分布特征,提取三维模型的全局特征。D1, D2 形状分布特征相比于其他传统形状分布特征可以更好的描述模型的整体情况。同时,这两种形状分布特征具有优秀的旋转不变性。另一方面,这两种形状分布特征计算方便简单,有利于减少处理三维模型所需的开销。为了提取三维模型的局部特征,提出一种三维模型的形状函数,首先用一个球面围住三维模型,然后,随机地在球内生成一个小的球型区域。最后,获取球型区域内的形状特征作为一次特征统计。这种形状函数同样具有很好的旋转不变性,而且计算不复杂,对计算机的计算能力要求小。

2. 三维模型分类 为了应对三维模型检索过程中的时间复杂度高问题,采取先分类后检索的做法。在检索过程中,先按三维模型的本身的结构特点对三维模型进行分类,然后,用三维模型检索技术在同类三维模型中进行检索,找出相似的三维模型。如此,可以缩小计算三维模型相似性的次数,提高三维模型检索的效率和精度。因此,本文提出了一种基于形状分布特征融合的三维模型分类方法。该方法用降噪自编码器方式预训练一维卷积神经网络,然后,使用一维卷积神经网络(CNN)从形状分布特征中提取三维模型的高效特征,最后,

把提取的高效特征作为多层感知机的输入对三维模型进行训练和分类。

3. 模型相似性的计算与检索 基于面的边数差异建立两模型面间形状相似性的数学公式，以此度量两模型间的形状相似性。根据面的邻接面情况建立两模型面间结构相似性的数学公式，以此度量两模型间的结构相似性。结合两种相似性的数学公式获得度量源模型与目标模型之间整体相似性的方法，获取两个三维模型的形状-结构相似性矩阵。最后，利用改进的遗传算法搜索矩阵，获取两个模型的最佳对齐方式，计算两模型间的相似性。以此，从源模型中检索出与目标模型最相似的模型。

1.4 本文的组织结构

第一章 介绍了三维模型检索课题的国内外研究背景和现实意义，以及国内外在三维模型检索领域的相关技术的主要研究成果。

第二章 论述了三维模型检索技术中的几何相似性计算方法，并论述了相关常用的三维模型的检索方法的特点。探讨了在研究三维模型检索的过程中遇到的问题

和困难。

第三章 提出了一种基于形状分布特征融合的三维模型分类方法。首先，从三维模型中，提取几种形状分布特征。然后，利用卷积神经网络分别压缩三维模型的这几种形状分布特征，获取三维模型的高效特征。最后，利用这些高效特征对多层感知机进行有标签的训练，并用训练完的多层感知机对三维模型进行分类预测。

第四章 提出了一种基于动态规划的三维模型相似性计算方法。利用边数差异来计算源模型面和目标模型面间的相似性，获取两个模型的形状相似性并建立面相似性矩阵。利用动态规划算法来搜寻目标模型和源模型的最优面匹配集合，计算源模型与目标模型之间的相似性。

第五章 提出了融合形状与结构信息的模型相似性计算方法。运用面的邻接关系和面顺序编号来计算源模型面与目标模型面之间的结构相似性。以形状相似性和结构相似性为基础，构建形状-结构相似性矩阵，利用改进的遗传算法来获得最优面匹配集，并度量源模型与目标模型之间的整体相似性。

第 2 章 三维模型相似性计算方法的研究

三维模型检索算法的关键问题是如何计算三维模型间的几何相似性。早期,在研究三维模型检索算法时,学者们提出了很多有价值的三维模型几何相似性计算方法。近年来,学者们对这些几何相似性计算方法进行沿用和改进,提出了许多有应用价值的三维模型检索算法。根据几何相似性计算方法的不同,把这些三维模型检索算法分为以下三类:基于轮廓的相似性计算方法,基于拓扑结构的相似性计算方法,基于视图的相似性计算方法。本章将选取一些有代表性的算法,来说明这些方法的特点。

2.1 基于轮廓的相似性计算方法

基于轮廓的几何相似性计算方法主要是通过比较三维模型的顶点分布情况和网络结构特征来计算三维模型的几何相似性的。很多学者在探索三维模型的顶点和网络特征时,提出了各种基于轮廓的相似性计算方法。

2.1.1 基于统计分布特征的算法

基于统计分布特征的算法提取三维模型几何特征的基本思想是,把提取三维模型特征的问题变成为一个统计学的概率密度问题,做法是利用数理统计的方法把三维模型表面上的点分布情况表示为数学模型。基于统计分布特征的算法的一般过程为:首先利用形状分布函数计算出三维模型的点或者网络的特征信息值,然后统计这些信息值,获取三维模型对应信息的统计直方图,最后,通过对比两个三维模型的统计直方图的相似性来度量三维模型的相似性。

1. 基于网格划分的相似性计算方法

该方法将三维模型放置于一个球体中,然后把球体分割为一系列的格子,最后,提取格子里的形状特征^[48]。该方法有三种直方图网格划分方法。同心球格子划分方法用过若干个同心球对三维模型进行划分(Shell Bins)。扇形格子划分方法是用若干个过中轴线的平面将三维模型进行均匀分割(Sector Bins)。组合格子划分是前两种方法的合用(Combine Bins)。计算三维模型的相似性时,通过统计每个格子中的点数量来获得三维模型的统计直方图,该直方图对三维模型噪声具有较好的鲁棒性。但是三种分割方法对网格大小划分的鲁棒性较差,后两种方法对三维模型旋转的鲁棒性较差。

2. 基于顶点投影的相似性计算方法

该方法首先把三维模型的顶点映射到包裹三维模型的球体表面，将球体表面沿着经、纬线均匀地划分为格子区域，然后把这种球面划分的格子区域投射到一个矩形区域中，最后将矩形区域中顶点的数量作为统计量，获取模型的形状分布直方图^[49]。该方法取得了较好的效果，但只局限于计算三维人头的几何形状相似性。

3. 基于顶点分布的相似性计算方法

该方法是利用简单的几何描述算子的三维模型检索算法^[50]。该算法利用 D1、D2、D3 或 A3 几何描述算子计算出三维模型表面上的点特征信息，获取对应描述算子的统计直方图。同时，用 Miknowski L_N 距离来计算统计直方图之间的相似性。由于该方法是通过三维模型整体顶点信息进行大量统计的方式提取特征的，所以这种算法具有很好的平移不变性、旋转不变性。另外，这种方法只能提取模型的整体的大概特征，并不能提取三维模型的局部特征信息。

4. 基于三维模型重叠的相似性计算方法

该方法首先用合适的方式把两个三维模型不同的模型重叠放置在一起，然后将其中的一个三维模型上的顶点到另一个三维模型的边界的距离作为直方图的统计量^[51]。显然，对于该方法，两个三维模型的对齐方式和拉伸比例会影响三维模型相似性的结果，所以该方法的关键问题是如何找到一种合适的方式来重叠放置两个三维模型。

5. 基于坐标轴方向统计的相似性计算方法

该算法对三维模型进行顶点采样，然后利用形状分布函数，分别沿着三维模型 xyz 坐标轴方向计算出信息值，然后对信息值进行统计，获取三维模型的三种几何分布统计直方图。相对于上面两种基于统计分布特征的算法，该方法采用了 xyz 坐标轴方向的三个统计直方图来衡量三维模型几何形状。因此，可以提取更详细的特征信息，提高了三维模型检索的效果。显然，该方法同样存在旋转鲁棒性差的问题。为了解决这个问题，该方法采用主成分分析调整三维模型的放置方向，并且对模型沿坐标平面的 180 度翻转问题进行处理。这样可以使所有三维模型有规则的放置，以降低三维模型的旋转对检索的影响。但是，这样做只能削弱三维模型旋转的影响，并不能完全解决旋转鲁棒性差的问题。

2.1.2 基于函数分析的特征提取方法

函数分析方法被广泛应用于数字图像处理、语音处理和信号处理领域。当

然，在三维模型检索领域函数分析方法也被广泛应用。很多学者在实践过程中，提出了各种基于函数分析方法的三维模型几何特征的提取方法。其中，常用的方法有傅里叶分析法(Fourier Transformation)、小波分析法(Wavelet Transform)、球面调和分析法(Spherical Harmonic)。

基于函数分析方法一般需要先对三维模型进行采样，然后对这些采样的数据进行函数分析，把分析的结果作为三维模型的几何特征。很多学者把对三维模型采样的过程称为体素化，把分析的结果称为体素。

1. 基于傅里叶分析的三维模型相似性计算方法 首先,用一个六个面平行于坐标平面的正方体包裹三维模型,然后将该立方体均匀地分成 N^3 个小区域,然后,把小区域内三维模型的表面积与三维模型的整体表面积的比例作为傅里叶分析的体素^[53]。该方法使用的快速傅里叶函数如式(2-1)所示。

$$f_{u,v,w} = \frac{1}{N^3} \sum_{i=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \sum_{j=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} \sum_{k=-\frac{N}{2}}^{\frac{N}{2}-1} x_{i,j,k} e^{-j\frac{2\pi}{N}(iu+jv+kw)} \quad (2-1)$$

$$V_f = \{x_{i,j,k} \in R \mid i, j, k \in [-\frac{N}{2}, \frac{N}{2}]\}$$

其中, V_f 是三维模型的体素,即三维模型的几何特征。一方面,从公式可以看出该算法的计算量很大。另一方面,因为需要用立方体包裹三维模型并划分区域,所以该算法必须解决立方体大小问题、放置三维模型问题、区域大小问题和区域数量问题。此外,由于该方法使用的是傅里叶分析法,那么,必然会出现吉布斯现象。

2. 基于离散小波变换(Discrete Wavelet Transform)的三维模型相似性计算方法 相比于傅里叶变换,小波变换的优点是窗口大小会根据频率进行变化,更有利于提取三维模型的局部细节信息。该算法首先需要把三维模型划分为 $100*100*100$ 的小块,然后,选取三个相互正交的平面,获取三维模型在这三个平面上的投影,最后利用小波变换处理这三种投影,获得三维模型的体素^[54]。这种方法虽然在傅里叶的方法上进行了改进,但是旋转鲁棒性依然不高。

3. 基于球面调和分析的三维模型相似性计算方式 球面调和分析是一种基于调和函数的数学分析方法。同时,球面调和是球面坐标系的函数分析方法,球面调和分析原理的计算方式如式(2-2)、(2-3)、(2-4)所示:

$$a_{n,m} = \int_0^{2\pi} \int_0^\pi \sin(\theta) f(\theta, \varphi) \bar{Y}_n^m d\theta d\varphi \quad (2-2)$$

$$f(\theta, \varphi) = \sum_{n=0}^{\infty} \sum_{m=0}^n a_{n,m} Y_n^m(\theta, \varphi) \quad (2-3)$$

$$Y_n^m(\theta, \varphi) = \sqrt{\frac{(2n+1)(n-m)!}{4\pi(n+m)!}} P_n^m(\cos(\theta)) e^{im\varphi} \quad n > 0 \quad (2-4)$$

其中， $Y_n^m(\theta, \varphi)$ 是球面调和函数的正交基， n 是频域宽度， m 是每个频带下的频率分量， P_n^m 是 Legendre 多项式。

4. 基于球面傅里叶调和函数的三维模型相似性计算方法 该方法首先对三维模型进行 PCA 归一化，并对三维模型最外围顶点进行采样，然后，利用球型快速傅里叶算法计算三维模型的采样顶点的复变傅里叶系数。该算法由于只处理三维模型外围的顶点而不能获取三维模型的内部结构的特征，在检索一些具有“洞”和“孔”特征的三维模型时，检索效果不太好^[55]。

2.2 基于拓扑结构的相似性计算方法

基于拓扑结构的几何相似性计算方法就是根据三维模型的连通性、分支、顶点和面的邻接情况来计算三维模型之间的相似性。有些三维模型的局部可以转动和弯曲，就像机械手臂一样可以灵活地转动折叠，但是它依然是机械手臂，不会变成其他东西，这就导致了三维模型可能有很多种姿态。为了很好地检索这种有多种姿态的三维模型，学者们研究发现这种三维模型不管以何种姿态呈现，它们的拓扑结构是没有太大变化的。因此，许多学者提出了基于拓扑结构的三维模型相似性计算方法。

1. 基于 Reeb 图的几何特征提取方法

Reeb 图法就是根据三维模型的连通性特点来计算三维模型的形状几何特征的。如图 2-1 所示，Reeb 图法不仅可以很好的表示三维模型的拓扑结构，而且可以简化三维模型的表示结构。因此，很多学者提出的算法都是基于 Reeb 图方法。

Reeb 图本质是 Morse 函数在三维模型检索领域上的一种应用。Morse 函数属于微分拓扑学，定义如下：有一个函数在三维模型上的某些点的导函数为零，这些点称为三维模型的关键点。如果三维模型上的关键点处的 Hessian 矩阵的行列值不等于 0，那么这个函数就是该三维模型的 Morse 函数。利用这个方法可以把三维模型映射到一个实数函数上。

在三维模型转化为 Reeb 图时，可以选择不同 Morse 函数。如果选择的 Morse

函数是坐标系旋转无关的，那么提取的 Reeb 图是旋转无关的。所以如果选取坐标系旋转无关的 Morse 函数，那么提取的三维模型 Reeb 图就有很高的旋转鲁棒性。当然，Reeb 图也有不完美的地方，Reeb 图在划分区域边界的附近很敏感。如图 2-1 中是两个相似的三维模型，但是两个三维模型的 Reeb 图有很大的区别。这两个三维模型的差别不大，左边的三维模型的‘孔’都在第 2、3 区域里，而右边的三维模型的左边的三维模型的‘孔’的一小部分出现在了第 1、4 区域中。但是这一点点的差别导致了两模型在 Reeb 图上的巨大差异。

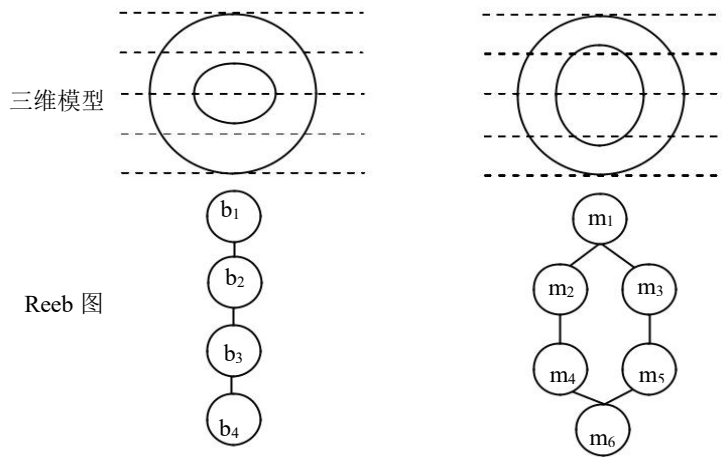


图 2-1 模型 Reeb 图

Fig. 2-1 Reeb graphs of models

2. 基于 SDF(Shape Diameter Function)的三维模型的骨架图提取算法

该算法利用一个标量值表示三维模型的每个部分的厚度^[56]。这个标量是通过 SDF 函数计算获得的所有面的中心点的 SDF 值，计算方法如下：计算面的中心点。从中心点沿规定范围(锥形区域)的方向，向三维模型内部发出一定数量的射线。计算每条射线在三维模型内部的部分的长度。骨架图法可以很好地表示模型的分支结构特征。用这种方法提取的三维模型骨骼图在模型的姿势变化时保持一致，并且相似的三维模型的骨架图也具有相似性。值得一提的是，这种方法也可以用于基于统计分布特征的计算。

2.3 基于视图的相似性计算方法

近几年，随着神经网络的应用越来越广泛，很多学者把神经网络的技术也应用于三维模型的检索领域。这类算法的基本思想是提取三维模型的一个视角

或多个视角的图片，然后利用神经网络提取图片的特征，用这些图片的特征表示三维模型的几何特征。

1. 基于卷积神经网络（CNN）的三维草图的多视图检索算法

该算法提取三维模型的多个视角的草图的特征，从三维模型库中找出与草图相似的三维模型^[57]。为用户提供了一种 VR 三维模型检索系统。通过 VR 三维模型检索系统，用户可以快速进行草图的绘制，并且直观地搜索出用户所需要的三维模型。很明显，视角的选取会影响该算法的检索效果，另外，可使用的环境有限，用户需要有一套 VR 设备才可以进行检索。因为草图的好坏会直接影响检索效果，所以对用户的画图技术也有一定的要求，一定程度上提高了学习成本。

2. 基于全景图的三维模型检索方法

该方法首先从每个三维模型中提取二维全景图来表示三维模型^[58]。其次，利用一种多尺度多通道 CNN(MSMC-NN)来自动生成每个三维模型的特征。最后的全连接层利用提取的特征完成三维模型的检索功能。该算法因为使用的是多尺度多通道 CNN 网络，所以可以有效地从三维模型中提取三维模型的局部和全局信息特征。但是，该方法忽略了三维模型的空间结构特征。

3. 基于两级空间结构的三维模型检索方法

该算法提取了三维模型级和二维图像级特征，并以此计算三维模型的相似性^[59]。首先，为了保留在三维模型级别的空间结构信息，从三维模型中提取 SSCD(Spatial Structure Circular Descriptor)图像。然后，为了保留在二维图像级别的空间结构信息，利用 BOF(Bag Of Features)方法从这些 SSCD 图像中提取视图特征。最后，融合两种特征来评价模型的相似性。

2.4 三维模型检索技术面临的问题和决解方法

基于统计几何分布特征方法根据三维模型空间结构的形状分布情况，用统计学方法描述三维模型的空间统计分布特点。大部分基于统计几何分布特征方法具有平移不变性、旋转平移不变性、缩放平移不变性，而且计算方便。基于统计几何分布特征方法对三维模型中的重叠、裂缝、噪音等也具有一定的鲁棒性。基于统计几何分布特征方法的缺点是：大部分的基于统计几何分布特征方法只能很好地描述三维模型全局特征信息，不能描述三维模型局部特征信息。因此，这类算法对相似的模型的区分能力很有限。当然，一些学者提出了可以描述局部特征信息的基于统计几何分布特征方法，但是，这些算法大多不具有

旋转鲁棒性。为解决全局特征信息和局部特征信息不兼顾的问题，可以同时将这两种特征信息作为计算相似性的几何特征。

基于函数分析的几何特征提取方法由于需要对三维模型进行体素化，所以对三维模型的网格细分和网格简化的鲁棒性不好。而且这种方法依赖坐标计算，所以，对坐标系的旋转的鲁棒性也较差。此外，这类方法的可计算性比较差。

基于拓扑结构的几何相似性计算方法可以很好地表示三维模型的连通性、分支、顶点和面的邻接情况，将三维模型的内部情况和空间结构很好地表现出来。在检索的对象是非刚性物体时，这类方法相比于其他方法有很大的优势。这类方法是提高模型检索精度的重要方式。但是，研究这种方法的困难比较多，所以目前基于这种方法的成果相对于其它方法较少。

基于视图的几何相似性计算方法利用三维模型的二维投影图像计算三维模型间的相似性。由于近年来机器学习算法和数字图像处理领域的发展，基于视图的算法可以利用现有的技术高效地从视图中提取特征，并综合考虑多个视图的特征来对三维模型进行检索。但是，这类方法往往会忽略三维模型的空间结构关系，而且，基本都不具有旋转不变性。

在三维模型检索技术的研究上，国内外许多学者都取得了很好的成果。但是，近年来，随着时代的发展，三维模型在数量上有很大的增长，模型的复杂程度上也在进一步提高，这对模型检索的效率有更高的要求。另外，动画、医疗领域也开始应用三维模型检索技术解决自身领域问题，这对三维模型检索技术提出了新的要求。为了应对三维模型的数量大幅增长所产生的问题，可以在三维模型检索前先对三维模型进行分类，然后用三维模型检索算法计算目标模型与同类三维模型间的相似性。如果可以对三维模型进行准确分类，就可以大幅缩减检索的时间，而且可以提高检索的准确性。

2.5 本章小结

本章主要探讨了几类常用的三维模型检索技术，分析了这几类三维模型检索的不同之处，探讨了这几类三维模型检索方法的优点和缺点。最后总结了三维模型检索技术面临的问题，并提出了解决思路。

第 3 章 基于形状分布特征融合的三维模型分类

在三维模型检索问题中, 要将所有源模型与目标模型进行相似性计算, 才能找出与目标模型最相似的源模型。随着三维模型的数量越来越多, 这样的做法显然是非常低效的。在实践过程中, 我们发现三维模型与同类三维模型的相似性比不同类三维模型的相似性要高。为了减少模型检索的时间开销, 可以先对目标三维模型进行分类, 然后将目标三维模型与同类模型进行相似性计算, 最后, 按相似性由高到低对源模型进行排序, 获取与目标模型最相似的三维模型。

针对三维模型分类问题, 本章给出了三维模型的 D1、D2 和球型形状分布特征的提取方法。同时, 提出了一种基于形状分布特征融合的三维模型分类方法, 将三维模型的整体特征和局部特征融合为更高效特征。首先, 计算模型的 D1、D2 和球型形状分布函数值, 获取对应的形状分布特征。然后, 利用降噪自编码器训练卷积神经网络, 并用卷积神经网络从这些形状分布特征中提取高效特征。最后, 以这些高效特征为基础, 使用多层感知器来对模型进行分类。

3.1 三维模型的形状分布特征的提取

为了获取模型的整体特征, 引入 Osada 提出的 D1、D2 形状函数^[50]。D1 形状函数是三维模型表面上任意一点到模型中心点的距离。D2 形状函数是三维模型表面上任意两点之间的距离。在使用 D1、D2 几何函数时, 需要对模型面进行三角面片化和“撒点”。利用公式(3-1)可以计算在顶点坐标向量为 A 、 B 、 C 的三角面片内的任意一点 P 。

$$P = (1 - \sqrt{r_1})A + \sqrt{r_1}(1 - r_2)B + \sqrt{r_1}r_2C \quad (r_1, r_2 \in (0,1]) \quad (3-1)$$

r_1, r_2 是 0 到 1 之间的随机值, 通过改变 r_1, r_2 的值, 利用公式(3-1)可以很快地获取三角面片上的任意一点的坐标。经过三角面片化和“撒点”操作后, 模型表面上的点数为 n 。设三维模型表面上的点集为 $Points = \{(x_1, y_1, z_1), \dots, (x_i, y_i, z_i), \dots, (x_n, y_n, z_n)\}$, 其中, (x_i, y_i, z_i) 为点的坐标。 $Bins$ 表示统计区间数, $BinsSize$ 为统计区间的长度。模型中心点的坐标为 P_{mid} , 计算过程如公式(3-2)所示。

$$P_{mid} = \frac{1}{n} \sum_{P \in Points} P \quad (3-2)$$

基于 D1 形状分布函数的集合为 $\{D1_v_1, ..., D1_v_i, ..., D1_v_{Bins}\}$ 。其中, $D1_v_i$ 表示在区间 $(BinsSize*(i-1), BinsSize*i]$ 内的统计量。基于 D1 形状分布函数的统计量 $D1_v_i$ 的计算过程如公式(3-3)所示。其中, dis 函数表示两点之间的欧式距离。

$$D1_v_i = |\{P | dis(P, P_{mid}) \in (BinsSize*(i-1), BinsSize*i], P \in Points\}| \quad (3-3)$$

由于模型面上的点数量非常多, D2 统计量通过随机选取模型上的 N 个点对的距离来获得。从 $Points$ 中通过 N 采样的点对序号集合为 $PS = \{(ai_1, bi_1), ..., (ai_k, bi_k), ..., (ai_N, bi_N)\}$ 。 (ai_k, bi_k) 表示序号为 ai_k 的点与序号为 bi_k 的点在采样过程中被同时取出, 并作为一组点对。通常, $BinsSize = \max(\{dis(ai_k, bi_k) | (ai_k, bi_k) \in PS\})$ 。在模型分类过程中, 一般把三维模型的 D2 统计量划分为 $Bins$ 份作为模型的 $Bins$ 维特征向量。基于 D2 形状分布函数的集合为 $\{D2_v_1, ..., D2_v_i, ..., D2_v_{Bins}\}$, 其中, $D2_v_i$ 表示在区间 $(BinsSize*(i-1), BinsSize*i]$ 内的统计量。利用公式(3-4)来计算基于 D2 形状分布函数的统计量 $D2_v_i$ 。

$$D2_v_i = |\left\{ \begin{array}{l} (ai_k, bi_k) | dis(ai_k, bi_k) \in \\ (BinsSize*(i-1), BinsSize*i], (ai_k, bi_k) \in PS \end{array} \right\}| \quad (3-4)$$

其中, $dis(ai_k, bi_k)$ 表示序号为 ai_k, bi_k 的两点之间的距离。当采样数 $N=100000$, 区间数 $Bins=64$ 时, 三维模型与对应的 D1、D2 形状分布直方图如图 3-1 所示。

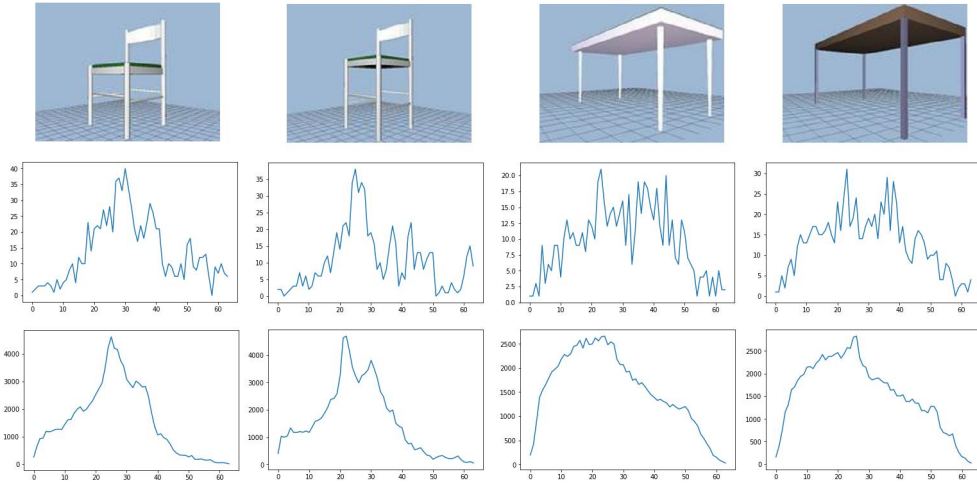


图 3-1 三维模型与对应的 D1、D2 形状分布直方图 (上 D1、下 D2)

Fig. 3-1 Histogram of 3D model and corresponding D1, D2 shape distribution (upper D1, lower D2)

从图 2 可以看出: 同类模型的 D1、D2 形状分布直方图有相似的起伏趋势, 不同类模型的形状分布特征存在着一定的差异。这是因为 D1、D2 在一定程度上描述了模型的全局特征。虽然 D1、D2 形状分布特征的计算方便, 可以很好

地描述模型的整体情况，并且对模型的旋转具有很好的鲁棒性。但是，对局部特征的提取还是不够的。例如，对于图 3-2 a) 中的五角星，利用 D1、D2 形状分布特征可以描述图形边上的点的距离。但是 D1、D2 特征不能很好地描述五角星有“角”的特征，如图 3-2 b) 所示。

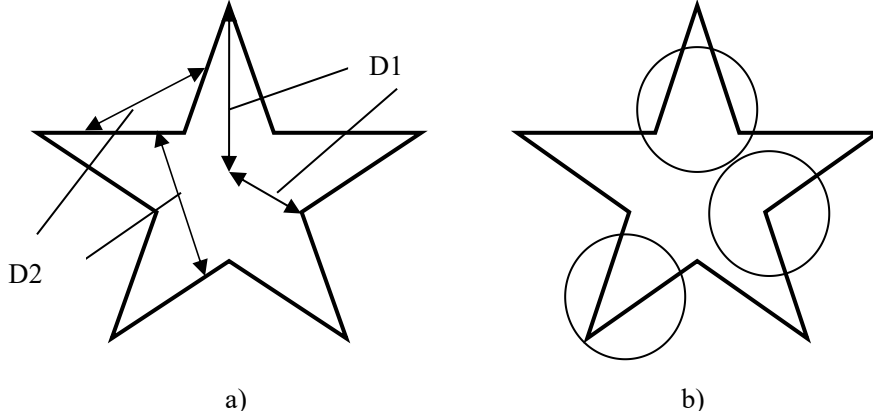


图 3-2 五角星

Fig. 3-2 Pentagram

为了进一步提取模型的局部特征，本章根据 D2 统计特征的特点提出使用随机球型统计提取模型的几何特征。首先用一个半径为 R 的球面围住三维模型， R 的取值是距离中心点距离最远的点到中心点的距离。然后，随机地在球内生成一个半径为 r 的球型区域， $r=R/h$ 。最后，获取球型区域内的形状特征作为一次统计。与 D2 一样，随机球型形状分布特征 RSSV(Random Sphere Shape Vector) 是通过随机采样的方式来获取特征的。因此，具有很好的鲁棒性。在图 3-2 b) 中，每次统计只在圆形区域内进行，所以可以在一定程度上统计出图形的局部信息。

设 $Psub_k$ 表示第 k 个小球型区域中的采样点的序号集合，则所有采样点序号集合的集合 $Pset=\{Psub_1, ..., Psub_k, ..., Psub_N\}$ 。随机球型形状分布特征的统计量集合为 $\{RSSV_{v_1}, ..., RSSV_{v_i}, ..., RSSV_{v_{Bins}}\}$ ，其中， $RSSV_{v_i}$ 表示在区间 $(BinsSize*(i-1), BinsSize*i]$ 内的统计量。统计区间数为 $Bins$ ，统计区间的长度为 $BinsSize$ 时，采用公式(3-5)来计算随机球型统计量 $RSSV_{v_i}$ 。

$$RSSV_{v_i} = |\{Psub_k | sfunc(Psub_k) \in (BinsSize * (i-1), BinsSize * i], Psub_k \in Pset\}| \quad (3-5)$$

此处， $sfunc$ 形状函数是随机采样点对的距离和的平均值($RSSV_{davg}$)。 $RSSV_{davg}$ 形状函数如公式(3-6)所示， $dis(x, y)$ 表示计算序号为 x 的点与序号为 y 的点之间的欧式距离。

$$\text{sfunc}(Psub_k) = \frac{1}{|Psub_k|^2} \sum_{x_i \in Psub_k} \sum_{y_i \in Psub_k} \text{dis}(x_i, y_i) \quad (3-6)$$

3.2 神经网络的概述

3.2.1 感知机的概述

感知机是人工神经网络的基础，其本身是一种二分类的线性分类器。感知机的目的是寻找一个超平面将研究对象的特征空间划分为两个部分。感知机的输入是研究对象的特征向量，输出是类别，取值为-1 和+1。感知机由输入特征向量到输出类别 y 的计算方式如公式(3-7)所示。

$$y = f_p(x) = \text{sign}(w \bullet x + b) \quad (3-7)$$

其中， w 是权值， b 是偏移量， sign 是符号函数，计算方法如公式(3-8)所示。

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} +1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (3-8)$$

感知机的任务是找到合适的超平面划分特征空间。超平面的函数方程如公式(3-9)所示。

$$w \bullet x + b = 0 \quad (3-9)$$

特征空间的点被这个超平面划分为两部分，每一部分代表一个类。对于点 x_0 ，如果 $w \bullet x_0 + b \geq 0$ ，那么该点属于+1 类，如果 $w \bullet x_0 + b < 0$ ，那么该点属于-1 类。感知机的损失函数 Loss 如公式(3-10)所示， M 是研究对象的特征空间， CI 是研究对象的类别集合。

$$\text{Loss}(w, b) = - \sum_{x_i \in M, y_i \in CI} y_i (w \bullet x_i + b) \quad (3-10)$$

感知机有一个限制：只能二分类。为了让感知机可以完成多分类的任务，多层感知机引入了隐藏层，这样由一个超平面划分特征空间的算法，变成了多个超平面划分特征空间的算法。另外，存在许多的特征空间不是线性可分的，为了应对这样的问题，多层感知机使用了核函数，使划分特征空间的方式变的多样。

3.2.2 一维卷积神经网络的概述

卷积神经网络是一种深度前馈人工神经网络。一维卷积神经网络常用于序列类的数据处理。可以获取输入特征区域性连续特征，采用权重共享的方式，使神经网络模型的参数数量减少。池化层从相邻的多个位置提取重要信息，可以进一步减少模型的参数量。卷积神经网络具有一定程度的平移、缩放和扭曲不变性。在信号分类和语音识别领域中，一维卷积神经网络都获得了很好的效果。显然，形状分布统计特征和信号一样具有平移、缩放和扭曲的特性。所以，本章使用一维卷积神经网络对统计特征进行处理。

设网络层的输入 $Input=[X_1, ..., X_i, ..., X_{in_dim}]$ ， in_dim 是输入数据的维度， X_i 是维度为 $in_channel$ 的行向量。网络层的输出 $Output=[y_1, ..., y_i, ..., y_{out_dim}]$ ， out_dim 是输出数据的维度， y_i 是维度为 $out_channel$ 的行向量。网络层的输入矩阵向量大小为 in_dim 行, $in_channel$ 列，记为 $in_shape=(in_dim, in_channel)$ ，卷积层输出矩阵向量大小为 out_dim 行, $out_channel$ 列，记为 $out_shape=(out_dim, out_channel)$ 。

卷积层的卷积核的权重 $Weight=[W_1, ..., W_i, ..., W_{k_size}]$ ， k_size 是卷积核长度。 W_i 是形状为 $(in_channel, out_channel)$ 的矩阵，偏移量为 b 。卷积层输出 y_i 的计算过程如公式(3-11)所示。

$$y_i = f\left(\sum_{i=1}^{k_size} X_{t-i+1} \times W_i + b\right) \quad (3-11)$$

其中，函数 f 是卷积层的卷积核，一般采用 $relu$ 激活函数。 $relu$ 激活函数如公式(3-12)所示。

$$f(x) = \max(0, x) \quad (3-12)$$

在卷积神经网络中，池化层的操作是从一个区域中通过某种方式得到一个值作为特征，常见的池化方法是取区域内所有神经元的最大值或平均值。本章使用的是最大值池。设池化层的输入长度为 pin_dim ，池化的大小为 p_size ，池化层的步长为 $strides$ ，输出的长度为 $pout_dim$ 。池化窗口每次移动的距离是 $strides$ ，所以 $pout_dim=pin_dim/strides$ 。池化层 y_i 输出的计算过程如公式(3-13)所示。

$$y_i = \max \{ \{ X_k \mid p_size * (t - 1) < k \leq p_size * t \} \} \quad (3-13)$$

3.2.3 Auto Encoder 的原理

自编码器是一种能够通过无监督学习，获取输入数据中有效特征的人工神经网络结构。从输入数据中获取高效特征的过程称为编码。高效特征的维度一般小于输入数据，利用自编码器这个特点可以将自编码器可用于降维。此外，自编码器可作为强大的特征检测器，应用于深度神经网络的预训练。自编码器分为两个部分，编码器和解码器。单隐层的自编码器的网络结构如图 3-3 所示。

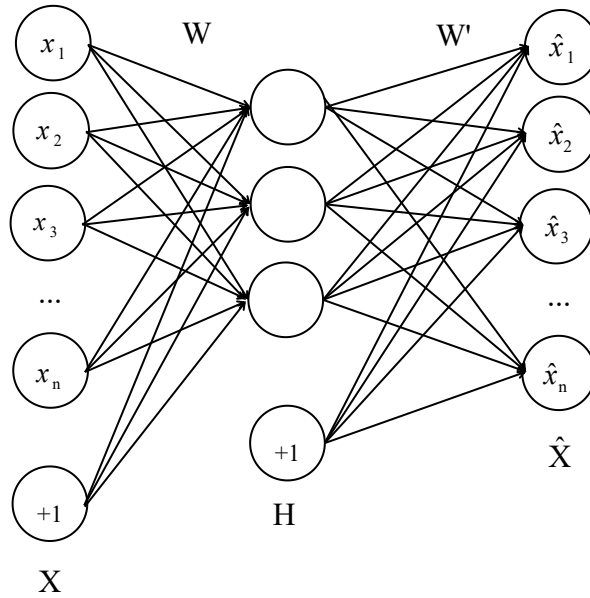


图 3-3 自编码器的网络结构

Fig. 3-3 Network structure of autoencoder

其编码器的输出 H 是输入数据 X 的高效特征，计算方式如公式(3-14)所示，解码器部分的输出 \hat{X} 是由 H 还原后的特征，计算方式如公式(3-15)所示，损失函数如公式(3-16)所示。

$$H = \partial(X \bullet W + b) \quad (3-14)$$

$$\hat{X} = \partial(H \bullet W' + b') \quad (3-15)$$

$$\text{Loss}(X, \hat{X}) = \|X - \hat{X}\|^2 \quad (3-16)$$

降噪自编码器，作为一种自编码器衍生算法，具有很好的抗干扰能力，提

取的高效特征更具有鲁棒性。与自编码器不同的是，降噪自编码器会对输入的数据进行一定程度的破坏。降噪自编码器的核心思想是，一个从原始数据中恢复原始数据的神经网络不一定是最好的，能够对受损的原始数据进行编码，解码后，恢复原始数据的神经网络才是好的。

3.3 基于形状分布特征融合的三维模型分类

为了从形状分布特征中提取有用的特征，使用多层一维卷积神经网络对每种形状分布特征进行压缩提取高效特征。将提取到的几种特征进行拼接融合，使用多层感知机作为分类器对这些特征进行学习和分类。算法结构如图 3-4 所示。

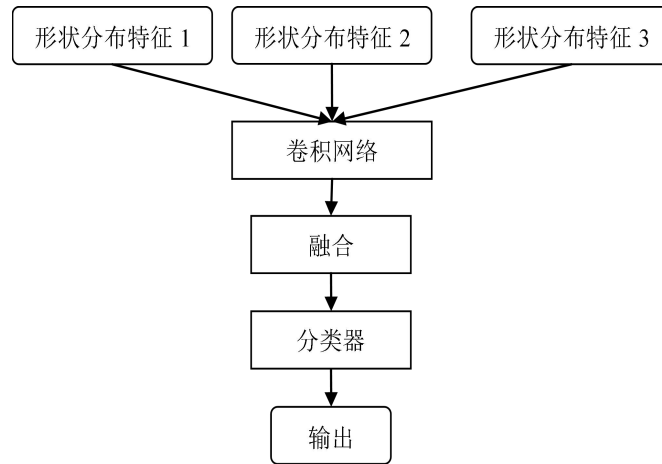


图 3-4 算法结构

Fig. 3-4 Algorithm structure

卷积神经网络的输入特征是 $D1$ 、 $D2$ 、 $RSSV_{davg}$ 形状分布特征。在输入特征之前，对模型的形状分布特征进行归一化处理，即分别对 $[D1_{v1}, ..., D1_{vi}, ..., D1_{vBins}]$ ， $[D2_{v1}, ..., D2_{vi}, ..., D1_{vBins}]$ ， $[D2_{v1}, ..., D2_{vi}, ..., D1_{vBins}]$ ， $[RSSV_{v1}, ..., RSSV_{vi}, ..., RSSV_{vBins}]$ 进行归一化处理。将归一化处理后的特征作为一维卷积网络的输入，提取其中的高效特征。因为一维卷积神经网络的主要作用是提取形状分布统计特征的波形特征，所以使用同一个一维卷积神经网络对不同的形状分布特征进行处理。卷积神经网络有四层卷积层，激活函数均是 $relu$ ，卷积层之间用最大池化层连接。

为了使提取的特征有较好的鲁棒性，一维卷积神经网络用降噪编码器方式进行预训练。在用降噪编码器进行预训练时，用卷积神经网络作为编码器，用

编码器的镜像结构作为解码器。降噪编码器的输入和输出都是归一化后的形状分布特征。

分类器采用的是结构为两层的感知机。第一层感知机的核函数是 `relu`。第二层感知机采用的核函数是 `softmax`。为了防止训练过拟合和提高模型的泛化能力，在第一层感知机后使用了 `Dropout` 操作。在训练模型时，`Dropout` 操作会阻止一部分神经元的权值更新。终止神经元的多少通过 p 控制。当 $p=1$ 时，不会阻止神经元权值的更新。当 $p=0$ 时，所有的神经元权值都不会更新。 p 越大防止过拟合的力度越小， p 越小防止过拟合的力度越大。一般 p 控制在 0.5~0.8 之间。损失函数采用的是交叉熵(Cross entropy)。

3.4 实验内容

采用 ModelNet10 和 ModelNet40 三维模型数据库验证本章提出方法的有效性。这两种三维模型数据库源自 Princeton 的 ModelNet 项目。为了满足计算机视觉，计算机图形学，机器人技术和认知科学领域的研究人员的需求，该项目提供了完整无噪声的三维 CAD 模型数据。为了构建数据库的核心部分，该项目根据 SUN 数据库找出最常见的几种物体。然后，利用这几类的专业术语在线查找对应的三维 CAD 模型。最后，雇佣人员用专业工具进行类别标注。在 ModelNet10 库中，有 10 个类别的模型。在 ModelNet40 库中，有 40 个类别的模型。

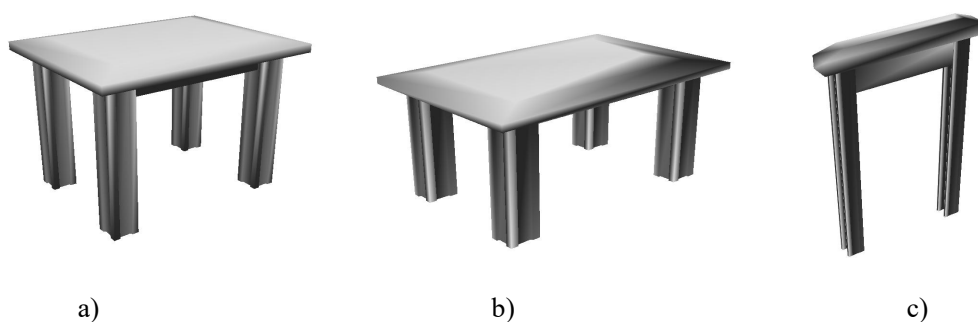


图 3-5 桌子模型的不同程度的拉伸

Fig. 3-5 Different degrees of stretching table models

为了增加训练数据的数量，将模型沿坐标轴方向拉伸以生成新的训练数据。这也可以让算法学习到三维模型后的特征，提高算法对拉伸的鲁棒性。另外，拉伸的力度不应太大，过大的变形会导致三维模型失去原来的意义，并且成为噪音。如图 3-5 所示，图 a)是原三维模型，图 b)是小幅拉伸后的三维模型，

图 c)是大幅度拉伸后的三维模型，我们可以分辨出图 b)与图 a)的三维模型是同一种模型，但是图 c)的三维模型已经是其他类型的模型了。所以，对三维模型进行拉伸时，需要对拉伸程度进行一定的控制，以防止拉伸的程度太大。

本文拉伸的程度控制在 30%以内。设模型上的任意一顶点 $P(x, y, z)$ ，拉伸后的顶点为 $P'(x', y', z')$ ，拉伸过程如公式(3-17)所示。

$$\begin{cases} x' = (0.6r_x + 0.7)x \\ y' = (0.6r_y + 0.7)y \\ z' = (0.6r_z + 0.7)z \end{cases} \quad r_x, r_y, r_z \in [0, 1] \quad (3-17)$$

实验时的参数设置如下， $N=10000$ ， $h=10$ ， $p=0.75$ ， $Bins=128$ ，降噪自编码器和分类器的迭代次数为 10000。利用公式(3-5)来计算 ModelNet10 中椅子类和桌子类的 RSSV davg 形状分布特征。同时，采用降噪自编码器处理 RSSV davg 形状分布特征。编码器部分的结构与参数设置如图 3-6 所示。

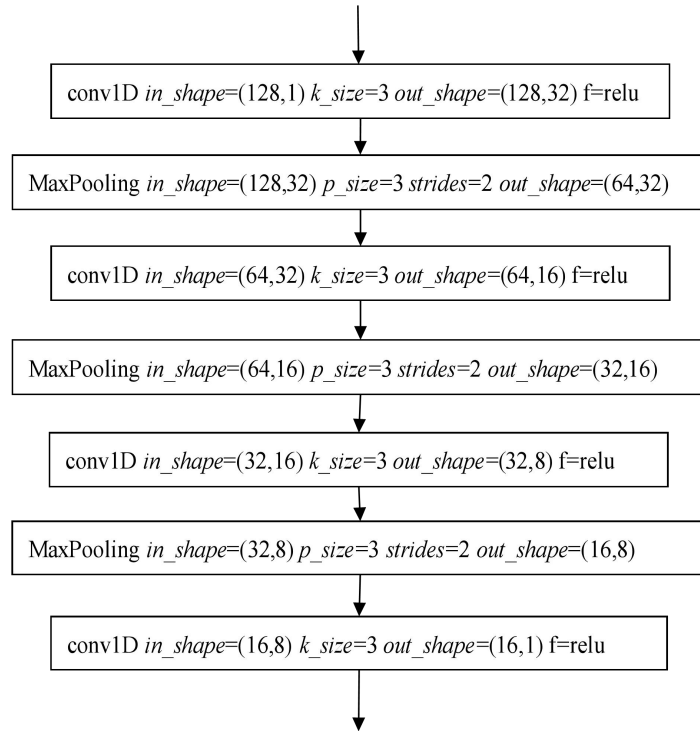


图 3-6 编码器结构与参数设置

Fig. 3-6 Structure and parameter settings of Encoder

实验的结果如图 3-7 所示。从图 3-7 可以发现：大部分同类模型的 RSSV davg 形状分布直方图具有相似的起伏趋势，极值点的分布相似。不同类模型的形状

分布直方图的起伏趋势和极值点的分布存在明显的差异。这说明 RSSV davg 形状分布特征可以作为模型的形状描述符。相对于原始形状分布特征而言，降噪自编码器处理后的特征具有更明显的特点。起伏趋势和极值点的分布被明显地表现出来。这说明降噪自编码器能提取 RSSV davg 形状分布特征中的重要特征。这些重要特征能够更好地区分不同类之间差异。

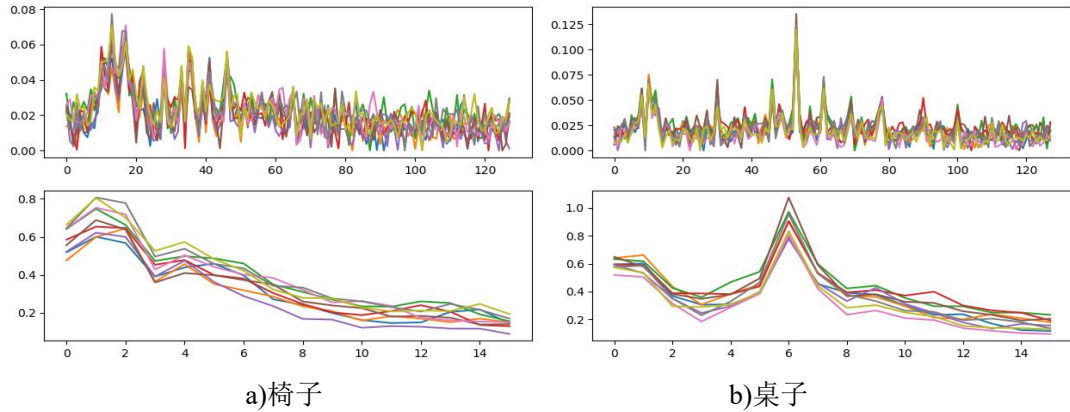


图 3-7 RSSV davg 形状分布直方图(上)和处理后的特征 (下)

Fig. 3-7 RSSV davg shape distribution histogram(top) and processed features(bottom)

为了验证本章所提出方法在学习形状分布特征方面的效果，与 Xgboost 和高斯贝叶斯分类算法进行了对比。同时，为了验证本章方法的对三维模型分类的效果，与 SPH^[60]、LFD^[61]、PointNet^[21]、DeepPano^[14]、3DShapeNets^[62]三维模型分类算法进行了对比。实验结果如表 3-1 所示。

表 3-1 预测准确率

Table 3-1 Predictive accuracy

	ModelNet10	ModelNet40
Xgboost	0.710	0.632
高斯贝叶斯	0.623	0.563
SPH ^[60]	0.798	0.682
LDF ^[61]	0.799	0.754
PointNet ^[21]	0.776	0.740
DeepPano ^[14]	0.840	0.776
3DShapeNets ^[62]	0.835	0.770
本章方法	0.843	0.782

实验表明：在 ModelNet10 和 ModelNet10 模型库上，与经典的 Xgboost 和

高斯贝叶斯分类算法相比,本章方法的准确率有了一定程度的提高。这说明卷积神经网络在处理模型的形状分布图方面有更好的性能。同时,与 SPH、LFD、PointNet、DeepPano、3DShapeNets 算法相比,本章方法的分类准确率也有所提高。相对于传统的三维模型分类方法而言,本章所提出方法更有效果。

3.5 本章小结

本章为了解决三维模型分类问题,提出了基于形状分布特征融合的三维模型分类算法。首先,从三维模型中提取 D1、D2 和 RSSV davg 形状分布特征。然后,用卷积神经网络对模型的 D1、D2 和 RSSV davg 形状分布特征进行处理,提取其中的高效特征。最后,利用多层感知机从这些高效特征中学习不同类型的三维模型之间的特点,并对三维模型进行分类预测。使用 ModelNet10 和 ModelNet40 模型库进行实验,所提出的方法在 ModelNet10 模型库上的模型分类的准确率为 84.3%,在 ModelNet40 模型上的模型分类的准确率为 78.2%。实验数据表明本章的方法能有效地对模型进行分类。

第 4 章 基于动态规划的三维模型相似性计算

本章介绍了三维模型的一种表示方法，并提出了基于动态规划的三维模型相似性计算方法，并将之应用于三维模型检索。首先，利用边数差异来计算源模型面与目标模型面之间的相似度。以此为基础，构造面相似度矩阵。然后，运用动态规划算法来计算源模型与目标模型之间的相似度。最后，使用回溯方法找出最优面匹配序列。本文使用 7 种常见的三维模型对算法进行验证。实验结果表明：本文所提出的方法能够有效地区分模型之间的差异，可以检索出与目标模型相似的模型。

4.1 三维模型形状相似性的计算方法

4.1.1 属性邻接图的定义与表示

属性化特征邻接图，是一种用于描述三维模型内部特征及特征关系的图结构。为了描述三维模型内部的特征和特征关系，可以把三维模型的特征表示为属性化特征邻接图的一个顶点属性，把三维模型内部的特征关系表示为图中顶点与顶点间的关系。

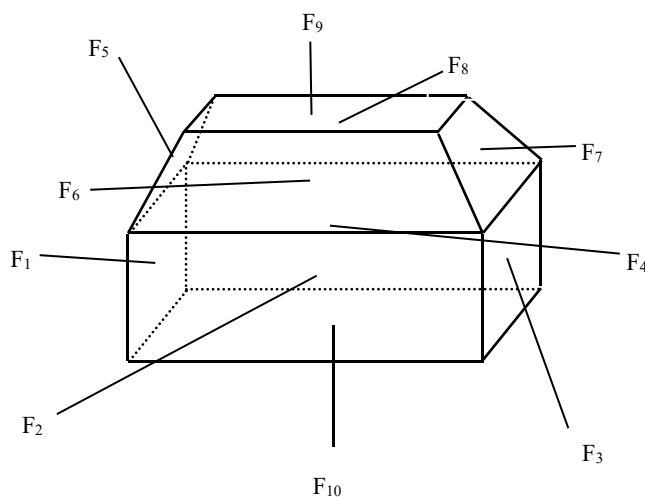


图 4-1 三维模型

Fig. 4-1 3D model

我们可以从三维模型中提取模型面与面的邻接关系，并把三维模型的面属性作为属性化特征邻接图的顶点，把面之间的相邻关系作为边，以此建立三维模型的面属性化特征邻接图。三维模型的面属性化特征邻接图可以表示三维模型的拓扑特征。如图 4-1 所示是三维模型，如图 4-2 所示是该模型的面属性化特征邻接图。

在图 4-1 中，可以观察到面 F_1 与面 F_2 、面 F_4 、面 F_5 、面 F_{10} 相邻接， F_2 与面 F_1 、面 F_3 、面 F_6 、面 F_{10} 相邻接，面 F_3 与面 F_4 、面 F_2 、面 F_7 、面 F_{10} 相邻接，面 F_4 与面 F_1 、面 F_3 、面 F_8 、面 F_{10} 相邻接，面 F_5 与面 F_1 、面 F_6 、面 F_8 、面 F_9 相邻接，面 F_6 与面 F_3 、面 F_5 、面 F_7 、面 F_9 相邻接，面 F_7 与面 F_3 、面 F_6 、面 F_8 、面 F_9 相邻接，面 F_8 与面 F_4 、面 F_5 、面 F_7 、面 F_9 相邻接，面 F_9 与面 F_5 、面 F_6 、面 F_7 、面 F_8 相邻接，面 F_{10} 与面 F_1 、面 F_2 、面 F_3 、面 F_4 相邻接。这些面的关系可以在图 4-2 面的属性化特征邻接图中清晰地表现出来。如果两个模型具有相同的面属性化特征邻接图，那么这两个模型具有相同的拓扑结构。

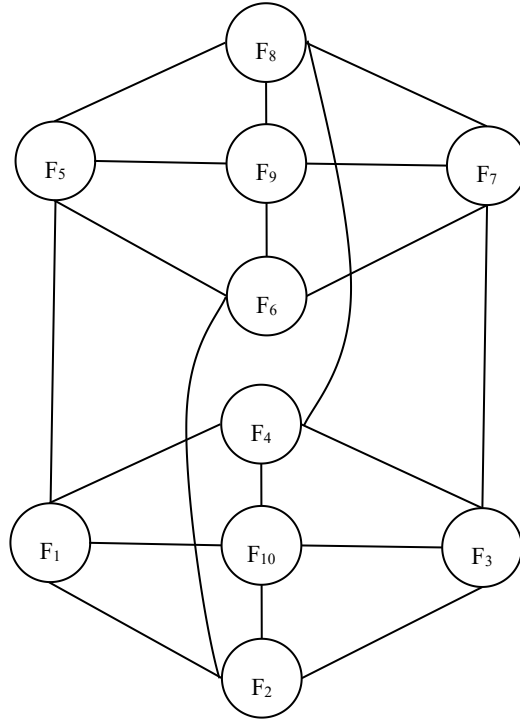


图 4-2 面属性化特征邻接图

Fig. 4-2 Face attributed feature adjacency graph

面的属性化特征邻接图一般使用邻接矩阵或邻接表来表示。在邻接矩阵中，用 i 行 j 列存储的元素来表示模型面号为 i 的面与面号为 j 的面之间的关系。一

般，如果两面相邻接，用“1”表示两面的关系，否则，用“0”表示。用邻接矩阵表示图 4-3 三维模型的面属性化特征邻接图如图 4-3。

	F ₁	F ₂	F ₃	F ₄	F ₅	F ₆	F ₇	F ₈	F ₉	F ₁₀
F ₁	-	1	0	1	1	0	0	0	0	1
F ₂	1	-	1	0	0	1	0	0	0	1
F ₃	0	1	-	1	0	0	1	0	0	1
F ₄	1	0	1	-	0	0	0	1	0	1
F ₅	1	0	0	0	-	1	0	1	1	0
F ₆	0	1	0	0	1	-	1	0	1	0
F ₇	0	0	1	0	0	1	-	1	1	0
F ₈	0	0	0	1	1	0	1	-	1	0
F ₉	0	0	0	0	1	1	1	1	-	0
F ₁₀	1	1	1	1	0	0	0	0	0	-

图 4-3 面属性化特征邻接图的邻接矩阵

Fig. 4-3 Adjacency matrix of face attributed feature adjacency graph

在应用过程中，面属性化特征邻接图的邻接矩阵表示方法方便实现，而且方便查询图中顶点之间的关系。在实现过程中，只需要创建一个二维矩阵，然后，改变对应面关系的位置元素的值，就可以获得三维模型的邻接矩阵。另外，从图 4-3 中可以发现，矩阵中 i 行 j 列存储的元素总是与 j 行 i 列存储的元素相同，而且元素“0”占矩阵中大部分的存储单元。所以，这种方法会存储大量的冗余信息，会浪费很多的存储空间。

邻接表是图的一种顺序方式和链式方式结合的数据结构。邻接表与邻接矩阵不同的是，邻接表只会在顶点之间存在联系时，才会创建结点。所以邻接表相比邻接矩阵减少了很多不必要的存储空间消耗。与邻接矩阵相比，邻接表的实现比较复杂，而且查询效率低。邻接表结点的结点定义如下：

```
struct Node{
    int m_id; //面编号
    int m_enum; //面的边数
    struct Node *next; //下一个结点
};
```

面属性化特征邻接图有多少个顶点，邻接表中就有多少个单向链表。面属性化特征邻接图的顶点与单向链表的头结点一一对应。在邻接表的每一条链表中，如果顶点 a 与顶点 b 之间存在边，则把 m_id 为 b 的结点挂在头结点 m_id 为 a 的链表后面。如图 4-2 所示的三维模型的面属性化特征邻接图的邻接表形

式如图 4-4 所示。

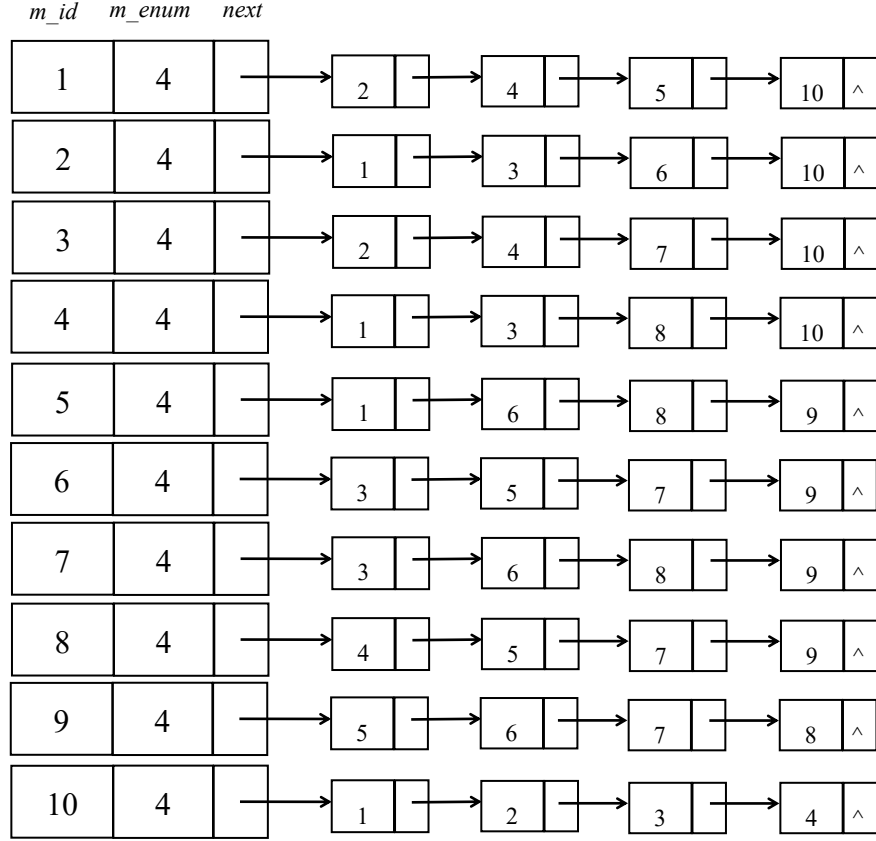


图 4-4 面属性化特征邻接图的邻接表

Fig. 4-4 Adjacency list of face attributed feature adjacency graph

4.1.2 面的形状相似性计算

三维模型是由若干个面构成的。计算两个模型之间的相似性可以从计算二者之间的面相似性入手。本章根据边数差异来度量源模型面与目标模型面之间的形状相似性。面 f_1 和面 f_2 之间的形状相似性 $S(f_1, f_2)$ 的计算过程如公式(4-1)所示。

$$S(f_1, f_2) = 1 - \frac{|\text{num}(f_1) - \text{num}(f_2)|}{\text{Max}(\text{num}(f_1), \text{num}(f_2))} \quad (4-1)$$

其中， $\text{num}(f_1)$ 和 $\text{num}(f_2)$ 分别表示面 f_1 与面 f_2 所包含的边数。模型的整体相似性计算与面的形状相似性计算相关。

若两个三维模型的对应面之间的形状越相似，则这两个模型之间的整体相似性就越高。在比较两个模型时，为了便于比较，可以对模型面进行编号。针对图 4-5 和图 4-6 所示的源模型和目标模型，可以对其构成面进行编号。

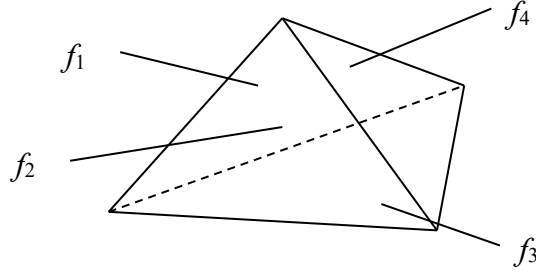


图 4-5 源模型

Fig. 4-5 Source model

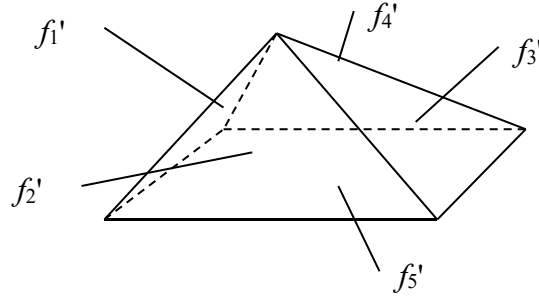


图 4-6 目标模型

Fig. 4-6 Target model

此处，使用公式(1)来计算源模型的每个面与目标模型的每个面之间的形状相似性。为了便于计算源模型和目标模型之间的整体相似性，使用面形状相似度矩阵来存储两个模型面之间的相似性。针对图 4-5 和图 4-6 所示的源模型和目标模型，从其面属性化特征邻接图中提取面的信息，并计算模型间的面相似度矩阵如公式(4-2)所示。

$$\begin{matrix} & \begin{matrix} f_1 & f_2 & f_3 & f_4 \end{matrix} \\ \begin{matrix} f'_1 \\ f'_2 \\ f'_3 \\ f'_4 \\ f'_5 \end{matrix} & \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (4-2)$$

4.1.3 三维模型的形状相似性计算

源模型为 $M_s = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$ ，目标模型为 $M_t = \{f'_1, f'_2, \dots, f'_m\}$ 。 n 为源模型 M_s 的面数， m 为目标模型 M_t 的面数。面 f_1, f_2, \dots, f_n 是源模型 M_s 上的面。面 f'_1, f'_2, \dots, f'_m 是目标模型 M_t 上的面。

实际上，计算源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间相似性的过程是一个寻找两个模型最优面匹配集的过程。在寻找两个模型的最优面匹配集时，假定 $m \leq n$ ，即目标模型面数小于等于源模型面数。若目标模型面数大于源模型面数，则将两个模型互换。

假设 $Q = \{(s_1, 1), (s_2, 2), \dots, (s_m, m)\}$ 是源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间的面匹配集。其中， s_i 是源模型 M_s 的面编号， i 是目标模型 M_t 的面编号。此处， s_1, s_2, \dots, s_m 互不相等且小于等于 n 。面 $f_{s_1}, f_{s_2}, \dots, f_{s_m}$ 是源模型 M_s 上的互不相同的面。此处， (s_i, i) 表示源模型 M_s 的面 f_{s_i} 与目标模型 M_t 的面 f'_i 匹配。以面匹配集 $\{(s_1, 1), (s_2, 2), \dots, (s_m, m)\}$ 为基础，利用公式(4-1)计算源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间相似性 MS 的过程如公式(4-3)所示。

$$MS = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m S(f_{s_i}, f'_i) \quad (4-3)$$

在源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间，存在着多个面匹配集。其中，一定有一个最优面匹配集 Q_{max} ，使模型相似性 MS 最大。以 Q_{max} 为基础，所计算得到的模型相似性 MS 就是源模型 M_s 与目标模型 M_t 的整体形状相似性。

4.2 基于动态规划的三维模型相似性计算

通常，使用图匹配算法来计算模型之间的相似性，这是一个 NP 问题，计算效率极低。虽然有许多学者提出了一些改进的图匹配算法，但是计算效率没有得到很大的提升。动态规划是求解多段决策过程最优的数学方法，能够大幅度地提升模型之间的相似性计算效率。

本章使用动态规划方法来计算源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间的模型相似性。在使用动态规划方法计算模型相似性的过程中，需要确定与问题对应的目标函数和约束条件。因为算法目标是，在满足匹配集的限制条件下，得到 MS 的最大值，所以目标函数和约束条件如公式(4-4)所示。

$$\begin{cases} \text{目标函数: } \max \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m S(f_{s_i}, f_{i'}) \right\} \\ \text{约束条件: } s_1, s_2, \dots, s_m \leq n \text{ 且互不相等} \end{cases} \quad (4-4)$$

在源模型编号小于等于 i 的面和目标模型编号小于等于 j 的面参与匹配时，使用 $F[i, j]$ 来表示源模型和目标模型之间的面相似性之和的最大值。 $F[i, j]$ 的递推关系如公式(4-5)所示：

$$F[i, j] = \begin{cases} \max(F[i, j-1], F[i-1, j], F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})) & i > 1 \quad j > 1 \\ S(f_1, f_{j'}) & i = 1 \quad j \geq 1 \\ S(f_i, f_1') & i \geq 1 \quad j = 1 \end{cases} \quad (4-5)$$

此处， $F[n, m]$ 是源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间的面相似性之和的最大值。在计算 $F[n, m]$ 之后，需要通过回溯来寻找最优面匹配集 Q_{max} 。

基于动态规划的三维 CAD 模型相似性计算过程如下所示：

- (1) 根据公式(4-5)初始化 $F[1 \dots n, 1]$, $F[1, 1 \dots m]$;
- (2) $i=2$;
- (3) $j=2$;
- (4) if $(F[i, j-1] \geq F[i-1, j] \&\& F[i, j-1] \geq (F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})))$
 then $F[i, j] = F[i, j-1]$;
 else if $(F[i-1, j] \geq F[i, j-1] \&\& F[i-1, j] \geq (F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})))$
 then $F[i, j] = F[i-1, j]$;
 else if $((F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})) \geq F[i, j-1] \&\& (F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})) \geq F[i-1, j])$
 then $F[i, j] = F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})$;
- (5) if $(j \leq m)$ then $j = j+1$, 转(4);
- (6) if $(i \leq n)$ then $i = i+1$, 转(3);
- (7) $MS_{max} = F[n, m]/n$;

此处， MS_{max} 为源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间相似性的最大值。

在获得 MS_{max} 之后，使用回溯算法从 $F[1 \dots n, 1 \dots m]$ 中搜索源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间的最优面匹配集 Q_{max} 。

回溯算法如下所示：

- (1) 令 $i = n, j = m$
- (2) 面匹配集 $Q = \{\}$
- (3) if $(i = 1 \parallel j = 1)$ then $Q = Q \cup \{(i, j)\}$, 算法结束
- (4) if $(F[i, j] = (F[i-1, j-1] + S(f_i, f_{j'})))$


```

    then  $Q = Q \cup \{(i, j)\}$ ,  $i = i-1$ ,  $j = j-1$ ;
    else if( $F[i, j] == F[i-1, j]$ )
    then  $i = i-1$ ;
    else if( $F[i, j] == F[i, j-1]$ ) then  $j = j-1$ ;
    
```

(5) 转(3)

此时, 所得到的集合 Q 就是源模型 M_s 和目标模型 M_t 之间的最优面匹配集 Q_{max} 。

4.3 实验内容

为了验证本章所提出方法的有效性, 共选取了 7 个具有代表性的源模型来进行实验, 包括模型 A、B、C、D、E、F、G, 如图 4-7 所示。同时, 将模型 A 作为目标模型。

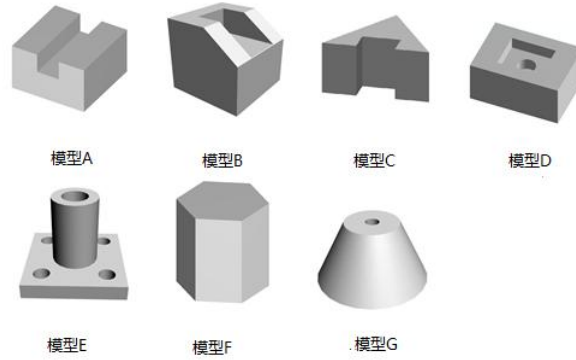


图 4-7 源模型

Fig. 4-7 Source model

利用公式(4-1)来构造源模型与目标模型之间的面形状相似度矩阵。分别使用贪心算法和动态规划算法来搜索面形状相似度矩阵, 寻找两个模型之间的最优面匹配集 Q_{max} 。以 Q_{max} 为基础, 计算两个模型之间的相似性。源模型与目标模型之间的相似性如表 4-1 所示。

从表 4-1 可以看出: 在使用贪心算法之后, 根据相似性对模型进行排序, 结果为 A、B、C、F、D、E、G。在使用动态规划方法之后, 根据相似性对模型进行排序, 结果为 A、C、D、B、F、E、G。

从形状上看, 目标模型与源模型 A 完全一致。根据实验结果可以看出: 使用贪心算法与动态规划算法计算出来的模型相似性都为 1。模型 C 与目标模型存在着一个面的差异, 二者差异不大。两种算法都把模型 C 排在较前的位置。

模型 B 和模型 D 都是关键模型。模型 B 可以由模型 A 从上面斜切去一部分，然后缩短凹槽而获得，所以，模型 B 与模型 A 的相似性比模型 C 的相似性要低一些。模型 D 是从长方体上开了一个方槽，又在方槽中开了一个圆槽。模型 D 和模型 A 一样存在槽，只不过多了一个圆槽。因此，模型 D 与目标模型的相似性也很高。根据实验结果可以看出：动态规划算法把模型 D 排在第 3 个位置上，位于模型 C 之后，把模型 B 排在第 4 个位置上，位于模型 D 之后；贪心算法则将模型 B 排在第 2 个位置上，位于模型 C 之前，将模型 D 排在第 4 个位置上。由此可知：动态规划算法能更好地区分模型之间的形状差异。因此，本章所提出的方法能够有效地计算两个模型之间的相似性。

表 4-1 源模型与目标模型之间的相似性

Table 4-1 Similarity between source model and target one

源模型	动态规划	贪心算法
A	1.0	1.0
B	0.792	0.792
C	0.875	0.764
D	0.802	0.733
E	0.598	0.491
F	0.75	0.742
G	0.2	0.15

4.4 本章小结

本章根据边数差异来衡量两个面之间的相似性，并以此为基础构建了源模型面与目标模型的面形状相似度矩阵。然后，以面形状相似度矩阵为基础，使用动态规划算法来计算源模型与目标模型的整体相似性。最后，利用回溯方法搜索二者之间的最优面匹配集。实验结果表明：相对于贪心算法而言，本章所提出的方法更能有效地判别模型间的差异。

第 5 章 融合形状与结构信息的模型相似性计算

为了提高模型检索的准确性,本章提出了一种融合形状与结构信息的模型相似性计算方法。在度量两个模型之间的相似性时,需要考虑模型的形状信息和结构信息。模型是由面构成的,其组成面的形状将影响模型的形状。在同一模型中,每个面与其余面之间存在着邻接关系,即每个面都有一定的邻接结构。因此,计算两个三维模型的相似性将转化为度量它们组成面之间的形状相似性和结构相似性。若两个三维模型的对应面之间的形状和结构越相似,则这两个模型之间的相似性就越高。

在第 4 章中已经给出了计算三维模型面之间的形状相似性的方法,这种可以有效地衡量三维模型面之间的形状差异,却没有关注三维模型面的空间结构关系。因此,本章给出了一种面结构相似性计算方法。以面邻接关系和面顺序编号为基础,来度量源模型面与目标模型面之间的结构相似性,并将之应用于三维模型检索过程中。为了综合考虑面的形状特征和结构特征,融合形状相似性和结构相似性,并利用改进的遗传算法来搜索源模型与目标模型之间的最优面匹配集和整体相似性,并根据整体的相似性对源模型进行排序,检索出与目标模型相似的三维模型。使用三维模型来验证所提出方法的有效性。对比实验表明:所提出的方法能够很好地区分模型之间的差异,可以检索出与目标模型较相似的三维模型。

5.1 三维模型形状与结构信息的融合方法

5.1.1 面的结构相似性计算

源模型 M_s 如图 5-1 所示,目标模型 M_t 如图 5-2 所示。此处,使用公式(4-1)来计算源模型的每个面与目标模型的每个面之间的形状相似性。为了便于度量目标模型和源模型之间的形状差异,使用面形状相似性矩阵来存储两个三维模型之间的面形状相似性。针对图 5-1 和图 5-2 所示的源模型和目标模型,其面形状相似度矩阵如公式(5-1)所示。

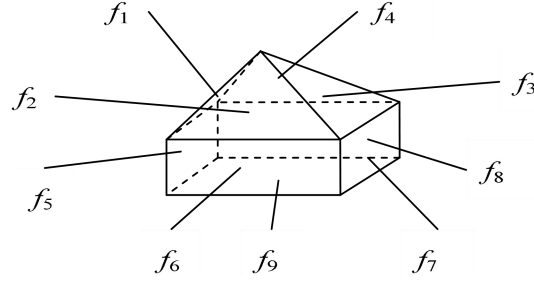


图 5-1 源模型 M_s

Fig . 5-1 Source model M_s

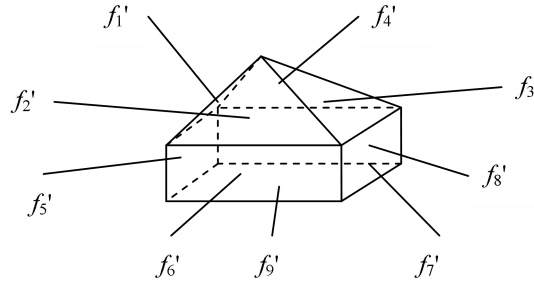


图 5-2 目标模型 M_t

Fig . 5-2 Target model M_t

$$\begin{bmatrix}
 & f_1 & f_2 & f_3 & f_4 & f_5 & f_6 & f_7 & f_8 & f_9 \\
 f_1' & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 \\
 f_2' & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 \\
 f_3' & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 \\
 f_4' & 1 & 1 & 1 & 1 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 \\
 f_5' & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 f_6' & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 f_7' & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 f_8' & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\
 f_9' & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 0.75 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1
 \end{bmatrix} \quad (5-1)$$

面邻接对应关系、面顺序对应关系和面邻接面的形状对应关系都会影响着模型结构相似性。若两个三维模型面的邻接结构关系越相似，则这两个三维模型的在结构上的相似性就越高。此处，采用邻接关系矩阵来表示面之间的邻接关系，如公式(5-2)所示。在源模型中， $A[f_x, f_y]$ 表示面 f_x 与面 f_y 是否邻接。

$$A[f_x, f_y] = \begin{cases} 1, & f_x \text{ 与 } f_y \text{ 邻接} \\ 0, & f_x \text{ 与 } f_y \text{ 不邻接} \end{cases} \quad (5-2)$$

在源模型 M_s 中, f_1 与 f_2 是邻接的, 有 $A[f_1, f_2]=1$; f_1 与 f_9 是不相邻的, 有 $A[f_1, f_9]=0$ 。在图 3 的目标模型 M_t 中, f'_1 与 f'_2 是邻接的, 有 $A'[f'_1, f'_2]=1$; f'_1 与 f'_3 是不相邻的, 有 $A'[f'_1, f'_3]=0$ 。对比邻接关系矩阵 A 与 A' , 可以度量源模型面与目标模型面之间的邻接对应关系。

面的顺序关系也会影响着模型的结构相似性。为了便于描述面的顺序关系, 将模型面按照从左到右和从上到下的顺序依次进行编号。面的顺序对应关系就变成面编号大小的对应关系。

源模型面 f_s 和目标模型面 f'_t 的邻接关系如图 5-3 所示。源模型面 $f_1, f_2, \dots, f_i, \dots, f_n$ 与 f_s 存在邻接关系。目标模型面 $f'_1, f'_2, \dots, f'_j, \dots, f'_m$ 与 f'_t 存在邻接关系。

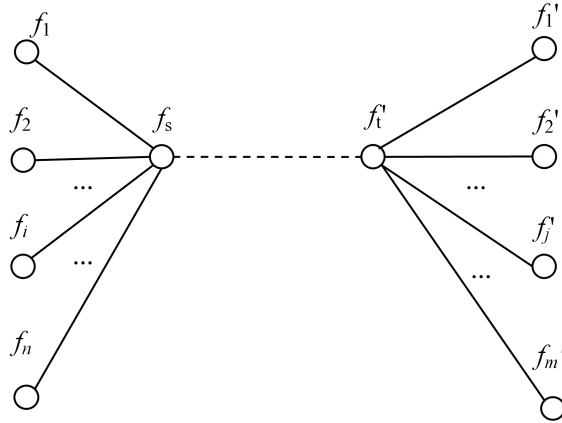


图 5-3 面 f_s 与 f'_t 的邻接关系

Fig . 5-3 Adjacency relationship between face f_s and f'_t

以面编号和面邻接关系为基础, 计算源模型面 f_s 与目标模型面 f'_t 之间的邻域结构相似性 $S_{ast}(i, j)$, 如公式(5-3)所示。

$$S_{ast}(i, j) = \begin{cases} \frac{A[f_s, f_i] + A'[f'_t, f'_j]}{2} & (i-s)(j-t) > 0 \\ 0.25 & (i-s)(j-t) < 0 \text{ 且 } A[f_s, f_i] + A'[f'_t, f'_j] = 2 \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (5-3)$$

当 $i < s$ 且 $j < t$ 时, 源模型面 f_i 在 f_s 之前, 目标模型面 f'_j 在 f'_t 的前面。当 $i > s$ 且 $j > t$ 时, 源模型面 f_i 在 f_s 之后, 目标模型面 f'_j 在 f'_t 的后面。此时, 源模型面 f_s

与目标模型面 f'_i 的邻域结构相似性取决于源模型面 f_i 、 f_s 的邻接关系和目标模型面 f'_i 、 f'_s 的邻接关系的对应情况。若源模型面 f_i 和 f_s 邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 邻接，则 f_s 与 f'_i 的邻域结构相似性最高，其相似性为 1。若源模型面 f_i 和 f_s 邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 不邻接，则 f_s 与 f'_i 之间的邻域结构对应关系较弱，其相似性为 0.5。同理，若源模型面 f_i 和 f_s 不邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 邻接，则 f_s 与 f'_i 之间的邻域结构相似性也为 0.5。若源模型面 f_i 和 f_s 不邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 不邻接，则 f_s 与 f'_i 之间不存在邻域结构对应关系，其相似性为 0。

当 $(i-s)<0$ ， $(j-t)>0$ 时， $(i-s)(j-t)<0$ 。此时，源模型面 f_i 在 f_s 的前面，目标模型面 f'_i 在 f'_s 的后面。若源模型面 f_i 和 f_s 邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 邻接，则源模型面 f_s 与目标模型面 f'_i 的结构有一定的相似性。因此，其邻域结构相似性设定为 0.25。在其它情况下， f_s 的邻域结构与 f'_i 的邻域结构之间不存在对应关系，邻域结构相似性为 0。

当 $i<s$ 且 $j>t$ 时，源模型面 f_i 在 f_s 之前，目标模型面 f'_i 在 f'_s 的后面。当 $i>s$ 且 $j<t$ 时，源模型面 f_i 在 f_s 的后面，目标模型面 f'_i 在 f'_s 的前面。此时，若源模型面 f_i 和 f_s 邻接且目标模型面 f'_i 和 f'_s 邻接，则 f_s 的邻域结构与 f'_i 的邻域结构之间存在着一定的对应关系，邻域结构相似性为 0.25。在其它情况下， f_s 的邻域结构与 f'_i 的邻域结构之间不存在对应关系，邻域结构相似性为 0。

源模型面的邻接面与目标模型面的邻接面之间的形状相似性也对结构相似性有着一定的影响。若源模型面邻接面的形状与目标模型面邻接面的形状越相似，则这两个面的结构相似性就越高。在计算两个面的结构相似性时，不仅需要考虑面的邻域结构相似性，而且还要考虑面的形状相似性。在计算 f_s 与 f'_i 的结构相似性时，需要将它们的所有邻接面之间的形状相似性与邻域结构相似性之积进行累加，其计算过程如公式(5-4)所示。计算三维模型的相似性时，需要将三维模型面的形状相似性和结构相似性结合为三维模型面的形状-结构相似性，计算过程如公式(5-5)所示。

$$S_{st}(f_s, f'_i) = \frac{1}{nm} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m S(f_i, f'_j) * S_{ast}(i, j) \quad (5-4)$$

$$S_{gl}(f_s, f'_i) = S(f_s, f'_i) * S_{st}(f_s, f'_i) \quad (5-5)$$

如图 5-1 所示的源模型 M_s 与如图 5-2 所示的目标模型 M_t 的结构相似性矩阵如式(5-6)所示。利用计算得到的形状-结构相似性矩阵如公式(5-7)所示。

$$F_{\text{str}} = \begin{bmatrix} & f_1 & f_2 & f_3 & f_4 & f_5 & f_6 & f_7 & f_8 & f_9 \\ f_1' & 0.256 & 0.198 & 0.181 & 0.122 & 0.196 & 0.136 & 0.120 & 0.060 & 0 \\ f_2' & 0.198 & 0.164 & 0.159 & 0.125 & 0.194 & 0.153 & 0.147 & 0.105 & 0.062 \\ f_3' & 0.181 & 0.159 & 0.154 & 0.133 & 0.187 & 0.154 & 0.148 & 0.116 & 0.080 \\ f_4' & 0.122 & 0.125 & 0.133 & 0.136 & 0.185 & 0.171 & 0.174 & 0.160 & 0.142 \\ f_5' & 0.169 & 0.194 & 0.187 & 0.185 & 0.198 & 0.177 & 0.164 & 0.144 & 0.117 \\ f_6' & 0.136 & 0.153 & 0.154 & 0.171 & 0.177 & 0.182 & 0.181 & 0.185 & 0.185 \\ f_7' & 0.120 & 0.147 & 0.148 & 0.174 & 0.164 & 0.181 & 0.179 & 0.196 & 0.210 \\ f_8' & 0.060 & 0.105 & 0.116 & 0.160 & 0.144 & 0.185 & 0.196 & 0.238 & 0.278 \\ f_9' & 0 & 0.062 & 0.008 & 0.142 & 0.117 & 0.185 & 0.210 & 0.278 & 0.346 \end{bmatrix} \quad (5-6)$$

$$F_{\text{gl}} = \begin{bmatrix} & f_1 & f_2 & f_3 & f_4 & f_5 & f_6 & f_7 & f_8 & f_9 \\ f_1' & 0.256 & 0.198 & 0.181 & 0.122 & 0.147 & 0.102 & 0.009 & 0.045 & 0 \\ f_2' & 0.198 & 0.164 & 0.159 & 0.125 & 0.146 & 0.115 & 0.110 & 0.079 & 0.046 \\ f_3' & 0.181 & 0.159 & 0.154 & 0.133 & 0.140 & 0.116 & 0.111 & 0.087 & 0.060 \\ f_4' & 0.122 & 0.125 & 0.133 & 0.136 & 0.139 & 0.128 & 0.131 & 0.120 & 0.106 \\ f_5' & 0.147 & 0.146 & 0.140 & 0.139 & 0.198 & 0.177 & 0.164 & 0.144 & 0.117 \\ f_6' & 0.102 & 0.115 & 0.116 & 0.128 & 0.177 & 0.182 & 0.181 & 0.185 & 0.185 \\ f_7' & 0.090 & 0.110 & 0.111 & 0.131 & 0.164 & 0.181 & 0.179 & 0.196 & 0.210 \\ f_8' & 0.045 & 0.079 & 0.087 & 0.120 & 0.144 & 0.185 & 0.196 & 0.238 & 0.278 \\ f_9' & 0 & 0.046 & 0.06 & 0.106 & 0.117 & 0.185 & 0.210 & 0.278 & 0.346 \end{bmatrix} \quad (5-7)$$

5.1.2 三维模型的形状-结构相似性计算

在计算源模型与目标模型的相似性前，比较源模型的面数 n 和目标模型的面数 m ，如 $n < m$ ，交换源模型与目标模型以保证源模型的面数不小于目标模型的面数。假设 $Q = \{(s_1, 1), (s_2, 2), \dots, (s_m, m)\}$ 是源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间的面匹配集。其中， s_i 是源模型 M_s 的面编号。此处， s_1, s_2, \dots, s_m 互不相等且小于等于 n 。面 $f_{s_1}, f_{s_2}, \dots, f_{s_m}$ 是源模型 M_s 上的互不相同的面。 (s_i, i) 表示源模型 M_s 的面 f_{s_i} 与目标模型 M_t 的面 f_i 匹配。

以面匹配集 $\{(s_1, 1), (s_2, 2), \dots, (s_m, m)\}$ 为基础，计算源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间相似性的过程如公式(5-8)所示。

$$S_{\text{model}}(M_s, M_t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m S_{\text{gl}}(f_{s_i}, f_i) \quad (5-8)$$

在源模型 M_s 与目标模型 M_t 之间，存在着多种面匹配方案。不同的面匹配方案对应着不同的面匹配集。对于如图 5-1 所示的源模型 M_s 与如图 5-2 所示的

目标模型 M_t ，存在着面匹配集 $Q'=\{(1, 1), (2, 2), (3, 3), (4, 4), (5, 5), (6, 6), (7, 7), (8, 8), (9, 9)\}$ 。在多个面匹配集中，一定有一个最优面匹配集 Q_{max} ，使模型相似性 $S_{model}(M_s, M_t)$ 的值最大。对于源模型 M_s 与目标模型 M_t ，无论利用哪种面匹配集计算的模型相似性都不比利用面匹配集 Q' 计算的模型相似性高。因此， Q' 是源模型 M_s 与目标模型 M_t 的最优面匹配集 Q_{max} 。以 Q' 为基础所计算的模型相似性就是源模型 M_s 与目标模型 M_t 的整体相似性。

5.1.3 遗传算法概述

遗传算法(Genetic Algorithm)是人们从物种进化的规律中总结出来的，是模仿 Darwin 的进化论中的遗传学原理和自然选择的计算方式，是一种启发式搜索方式。在自然界中，每个生物个体是用一组基因编码表示的，基因编码的不同，导致生物个体的性状不同，对环境的适应度也不同。在生物繁殖的过程中，个体的基因会通过复制、交叉、变异传给后代，因此后代有父代的特点，也有新的特点。在生物个体进行生存竞争的过程中，适应度低的个体会被淘汰，而适应度高的个体会产生新的后代，然后继续竞争，淘汰适应度低的个体。这个过程可以提高种群的适应度。遗传算法把问题的解视作自然界的一个生物个体，把问题的解集视作自然界的种群。求解问题就是寻找适应自然环境的个体。遗传算法的一般过程为：创建初始种群(初始解)，计算适应度，选择(优胜劣汰)，繁殖(产生新解)。

5.2 融合形状与结构信息的模型相似性计算

寻找源模型与目标模型间的面匹配集的问题实际是一种搜索问题。源模型与目标模型间的面匹配集有 A_n^m 种，枚举所有面匹配集是很困难的。遗传算法作为一种搜索算法很适合用于计算目标模型和源模型间的相似性。在使用遗传算法过程中，如果用面匹配集做为“基因”，在每次“繁殖”的时候，存在一些面在同一面匹配集中出现多次，因此很难保证面匹配集的约束条件不被破坏。本章将形状-结构相似性矩阵做为“基因”，用动态规划方法计算个体的适应度。

在使用动态规划方法计算适应度时，需要确定与问题相对应的目标函数和约束函数。矩阵 FG 是源模型与目标模型间的形状-结构相似性矩阵，用 $FG(i, j)$ 表示形状-结构相似性矩阵中第 i 行、第 j 列位置的元素。动态规划方法的搜索路径序列 $P=[(p_1, 1), (p_2, 2), \dots, (p_m, m)]$ 。目标函数和约束函数如公式(5-9)所示：

$$\begin{cases} \text{目标函数: } \max \left\{ \frac{1}{n} \sum_{i=1}^m FG(p_i, i) \right\} \\ \text{约束函数: } p_1, p_2, \dots, p_m \leq n \text{ 且互不相等} \end{cases} \quad (5-9)$$

在形状-结构相似性矩阵行号小于等于 i 的面和列号小于等于 j 的面进行匹配的过程中, 存在着多种方案。此时, 使用 $F[i, j]$ 来表示形状-结构相似性矩阵中行号小于等于 i 的面和列号小于等于 j 部分的最优解。同时, 使用 $Q[i, j]$ 来记录最优解路径。 $F[i, j]$ 的递推关系如公式(5-10)所示, $Q[i, j]$ 的计算过程如公式(5-11)所示。

$$F[i, j] = \begin{cases} FG(1, 1) & i=1 \quad j=1 \\ \max(FG(1, j-1), F[1, j-1]) & i=1 \quad j \geq 2 \\ \max(FG(i-1, 1), F[i-1, 1]) & i \geq 2 \quad j=1 \\ \max(F[i-1, j-1] + FG(i-1, j-1), F[i-1, j], F[i, j-1]) & i \geq 2 \quad j \geq 2 \end{cases} \quad (5-10)$$

$$Q[i, j] = \begin{cases} \{(1, j)\} & F[1, j] = FG(1, j) \\ \{(i, 1)\} & F[i, 1] = FG(i, 1) \\ Q[i-1, j-1] \cup \{(i, j)\} & F[i, j] = F[i-1, j-1] + FG(i, j) \\ Q[i-1, j] & F[i, j] = F[i-1, j] \\ Q[i, j-1] & F[i, j] = F[i, j-1] \end{cases} \quad (5-11)$$

当 $i=1$ 且 $j=1$ 时, 形状-结构相似性矩阵中行号为 1 且列号为 1 的元素在当前的最优解路径中。此时, $F[1, 1] = FG(1, 1)$, $Q[1, 1] = \{(1, 1)\}$ 。

当 $i=1$ 且 $j \geq 2$ 时, 形状-结构相似性矩阵中行号为 1 的元素必须在当前的最优解路径中, 此时, 存在着两种情况:

(1) 假设 $(1, j)$ 在最优解路径中, 此时最优解为 $FG(1, j)$, 当前最优解路径为 $\{(1, j)\}$ 。

(2) 假设 $(1, j)$ 不在最优解路径中, 此时最优解为 $F[1, j] = F[1, j-1]$, 当前最优解路径为 $Q[1, j-1]$ 。

最终, $F[1, j]$ 的值取以上两种情况的最大值, $Q[1, j]$ 取最大值所对应的最优解路径。

同理, 当 $i \geq 2$ 且 $j=1$ 时, 形状-结构相似性矩阵中列号为 1 的面必须参与匹配, 此时, 存在着两种情况:

(1) 假设 $(i, 1)$ 在最优解路径中, 此时最优解为 $FG(i, 1)$, 当前最优解路径为 $\{(i, 1)\}$ 。

(2) 假设 $(i, 1)$ 不在最优解路径中, 此时最优解为 $F[i-1, 1]$, 当前最优解路径为

$Q[i-1, 1]$ 。

最终, $F[i, 1]$ 的值取以上两种情况的最大值, $Q[i, 1]$ 取最大值所对应的最优解路径。

在计算 $F[i, j]$ ($i > 1$ 且 $j > 1$) 时, 已计算出 $F[i-1, j]$ 、 $F[i, j-1]$ 和 $F[i-1, j-1]$ 。同时, 获得了 $Q[i-1, j]$ 、 $Q[i, j-1]$ 和 $Q[i-1, j-1]$ 。 $F[i, j]$ 和 $Q[i, j]$ 的计算方法如下:

(1) 假设 (i, j) 在最优解路径中, 此时最优解为 $F[i-1, j-1] + FG(i-1, j-1)$, 最优解路径为 $Q[i-1, j-1] \cup \{(i, j)\}$;

(2) 假设 (i, j) 不在最优解路径中, 存在着两种情况:

① 当最优解路径中不存在行号为 i 的元素且最优解路径中存在列号为 j 的元素时, 最优解为 $F[i-1, j]$, 最优解路径为 $Q[i-1, j]$ 。

② 当最优解路径中存在行号为 i 的数且最优解路径中不存在列号为 j 的元素时, 最优解为 $F[i, j-1]$, 最优解路径为 $Q[i, j-1]$ 。

$F[i, j]$ 的值取以上几种情况的最大值, 即 $F[i, j] = \max(F[i-1, j-1] + FG(i-1, j-1), F[i-1, j], F[i, j-1])$ 。 $F[i, j]$ 的最大值所对应的最优面匹配集就是 $Q[i, j]$ 。

基于动态规划策略的模型相似性计算方法(表示为 $dp_sim(FG, n, m)$)过程如下:

算法输入: 形状-结构相似性矩阵 FG , 源模型的面数 n , 目标模型的面数 m

算法输出: Apt , $Q[n, m]$

(1) 根据公式(5-10)初始化 $F[1...n, 1]$, $F[1, 1...m]$, 根据公式(5-11)初始化 $Q[1...n, 1]$, $Q[1, 1...m]$

(2) $i = 2$

(3) $j = 2$

(4) 根据公式(5-10)更新 $F[i, j]$ 的值

(5) 根据公式(5-11)更新集合 $Q[i, j]$

(6) if($j \leq m$) then $j = j + 1$, 转(4)

(7) if($i \leq n$) then $i = i + 1$, 转(3)

(8) $Apt = F[n, m] / n$

此处, $Q[n, m]$ 就是形状-结构相似性矩阵最优解路径。 Apt 为该形状-结构相似性矩阵的适应度。个体 FG_g 的适应度的计算过程可以简化为如公式(5-12)所示的式子。

$$Apt_g = dp_sim(FG_g, n, m) \quad (5-12)$$

遗传算法需要根据个体的适应度来选择个体进行淘汰。本章的做法是: 从

种群队列的首部选择个体，然后根据个体的适应度与当前最佳的适应度 Apt_{max} 来确定该个体被淘汰的概率 Pd ，如果首部的个体被淘汰，则选择下一个个体进行判断。否则用这个个体进行繁殖。另外，当种群队列中只有一个个体的时候，直接用这个个体进行繁殖。概率 Pd 的计算方式如公式(5-13)所示。 λ 是函数的拉伸系数，可以控制函数变化的速度。

$$Pd = f_p(D) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-\lambda D}} \quad (5-13)$$

$$D = Apt_g - Apt_{max}$$

当 $\lambda=1$ 时，函数 f_p 的函数图如图 5-4 所示。 f_p 函数有以下特点， $x>0$ 时， $f_p(x)<0.5$ ； $x\leq 0$ 时， $f_p(x)\geq 0.5$ ； $x\rightarrow\infty$ 时， $f_p(x)\rightarrow 0$ ； $x\rightarrow-\infty$ 时， $f_p(x)\rightarrow 1$ 。计算 Pd 时，当 $Apt_g > Apt_{max}$ ，说明当前个体有更好的适应度，不易被淘汰，因此淘汰概率 $Pd < 0.5$ ；当 $Apt_g \leq Apt_{max}$ ，说明当前个体有较差的适应度，容易被淘汰，因此淘汰概率 $Pd \geq 0.5$ 。函数 f_p 正好满足以上需求，而且值域在(0,1)之间。

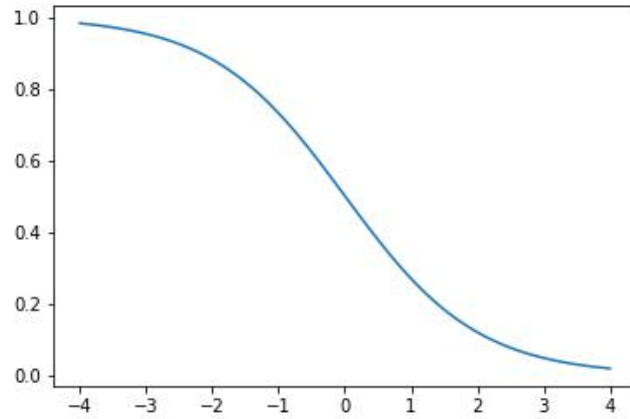


图 5-4 f_p 的函数图

Fig . 5-4 Function graph of f_p

1	2	3	4		3	1	4	2
1	2	0	4		0	1	4	2
0	2	3	1	→	3	0	1	2
3	1	2	2		2	3	2	1
1	0	1	1		1	1	1	0

图 5-5 矩阵的列变换

Fig . 5-5 Matrix transformation

本章遗传算法的“繁殖”操作通过矩阵的行列变换方式来实现，有以下几种变换的方式：随机选择形状-结构相似性矩阵的两列进行交换；随机选择形状-结构相似性矩阵的两行进行交换；将形状-结构相似性矩阵的前 $(m-1)/2$ 列逐一插入后 $(m-1)/2$ 列之间，过程如图 5-5 所示；将形状-结构相似性矩阵的前 $(n-1)/2$ 行逐一插入与后 $(n-1)/2$ 行进行交换，过程与上一种类似。前两种操作产生相似的个体，目的是搜索当前解附近的解。后两种操作产生差异较大的个体，目的是避免出现局部最优解。为了记录目标模型和源模型的面编号关系，在变换矩阵前，需要建立矩阵行号与目标模型面编号之间的映射关系 RF 、矩阵列号与源模型面编号之间的映射关系 CF 。在变换矩阵过程中，根据交换的情况改变映射关系。这样就可以从形状-结构相似性矩阵最优解路径中获取两个模型的最优匹配集了。基于改进遗传算法的模型相似性计算方法如下：

输入：形状-结构相似性矩阵 FG_0 ，映射关系 RF_0 、 CF_0 源模型的面数 n ，目标模型的面数 m ，迭代次数 $iter$ ，参数 λ

输出：最优面匹配集 Q_{max} ，最佳适应度 Apt_{max} (模型间的相似性)

- (1) 初始化： $i=0$ ， $Apt_{max}=0$ ， 种群队列 $QDG.push(FG_0)$ ， 对应映射关系队列 $QRF.push(RF_0)$ ， $QCF.push(CF_0)$
- (2) $FG'=QDG.front()$ ， $RF'=QDG.front()$ ， $CF'=QDG.front()$
- (3) $(Apt', Q')=dp_sim(FG')$
- (4) 根据公式(5-13)计算淘汰概率 Pd ， $Apt_{max}=\max(Apt_{max}, Apt')$ ， 根据 RF' 、 CF' 把 Q' 映射为最优面匹配集 Q_{max}
- (5) 如果 QDG 的长度为 1， 转至(6);否则 FG' 被淘汰的概率为 Pd ， 如果 FG' 被淘汰， 转至(2)
- (6) 通过四种变换生成新的矩阵， 并加到 QDG 队尾， 同时， 生成对应的映射关系分别加到 QRF 、 QCF 队尾
- (7) $i=i+1$,如果 $i < iter$ ， 转至(2)， 否则， 返回 Apt_{max} 、 Q_{max} ， 并结束算法

5.3 实验内容

在度量两个三维模型之间的相似性时，经典的做法是采用基于贪心策略的算法来搜索这两个三维模型间的最优面匹配集。以此为基础来计算模型之间的相似性。此处，共设计了四组实验，即形状相似性+贪心算法，形状相似性+遗传算法，形状相似性、结构相似性+贪心算法，形状相似性、结构相似性+遗传算法。

利用公式(4-1)计算源模型面与目标模型面之间的形状相似性。以形状相似性为基础，分别使用贪心算法和改进的遗传算法来搜索最优面匹配集。同时，利用公式(5-6)计算两个模型的相似性。利用公式(5-5)计算两个模型面之间的结构相似性。以形状相似性和结构相似性为基础，分别使用贪心算法和改进遗传算法来搜索最优面匹配集，并计算两个三维模型的相似性。改进的遗传算法迭代次数 $iter$ 为 100， $\lambda=5$ 。

利用 15 个三维 CAD 模型来进行验证。这 15 个源模型包括：模型 A、B、C、D、E、F、G、H、I、J、K、L、M、N、O，如图 5-6 所示。同时，将模型 F 作为目标模型。

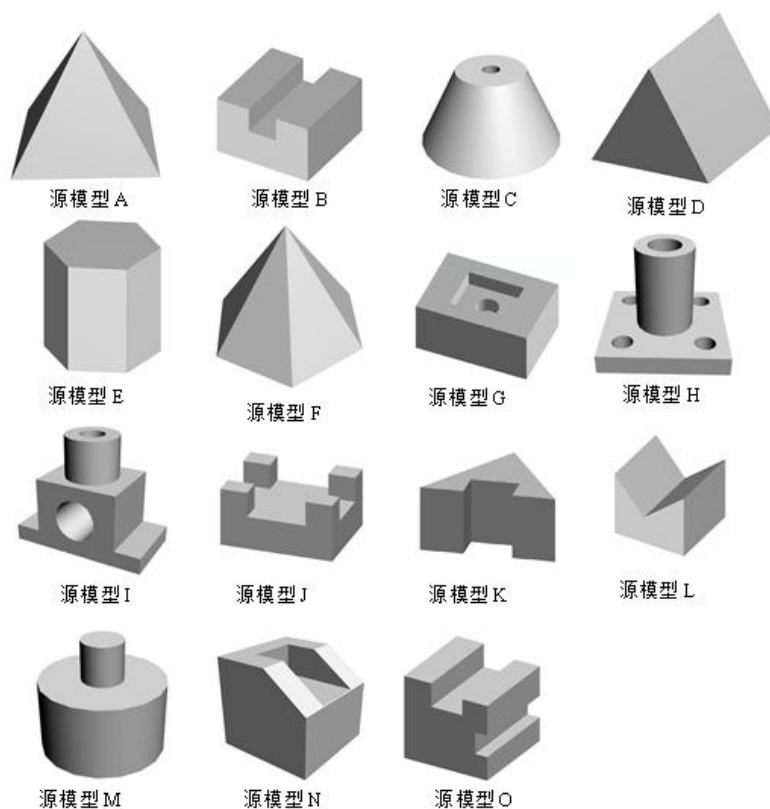


图 5-6 源模型 M_i

Fig . 5-6 Source model M_i

在图 5-6 中，模型 A 是四棱锥，有 5 个顶点，5 个面；模型 B 是带有方槽的四棱柱，有 16 个顶点，10 个面；模型 C 是带有圆槽的圆台，有 4 个面；模型 D 是三棱柱，有 6 个顶点，5 个面；模型 E 是六棱柱，有 12 个顶点，8 个面；模型 F 是六棱锥，有 6 个顶点，6 个面；模型 G 是带有方槽的长方体，同时在

方槽内开了一个圆孔，有 12 个面；源模型 H 是带有 4 个圆孔的正方体，同时，在正方体上部叠放了一个圆筒，有 13 个面；源模型 I 是：在实心长方体上面叠放了一个的长方体，在侧部有孔的长方体的上面叠放了一个圆筒，有 14 个面；源模型 J 是：在长方体上部开了 2 个交叉的通槽，有 20 个顶点，18 个面；源模型 K 为带有通槽的三棱柱，有 14 个顶点，9 个面；源模型 L 为带有三棱柱槽的长方体，有 10 个顶点，7 个面；源模型 M 为上下表面重合的两个圆柱体，有 5 个面；源模型 N 为带有方槽的斜切长方体，有 18 个顶点，12 个面；源模型 O 为在长方体上部和侧部各开了一个方槽，有 12 个顶点，14 个面。

表 5-1 源模型与目标模型之间相似性

Table 5-1 Similarity between source and target models

源模型	形状相似性和结构相似性		形状相似性	
	遗传算法	贪心算法	遗传算法	贪心算法
A	0.178	0.154	0.679	0.667
B	0.104	0.098	0.525	0.525
C	0.060	0.05	0.381	0.333
D	0.173	0.15	0.607	0.595
E	0.163	0.147	0.688	0.688
F	0.270	0.249	1.0	1.0
G	0.081	0.074	0.444	0.444
H	0.053	0.053	0.385	0.385
I	0.068	0.065	0.393	0.393
J	0.044	0.044	0.292	0.292
K	0.103	0.095	0.595	0.595
L	0.173	0.156	0.740	0.74
M	0.050	0.04	0.429	0.357
N	0.086	0.079	0.446	0.446
O	0.064	0.061	0.369	0.369

实验结果如表 5-1 所示。根据表 5-1 对实验结果按相似性进行排序，排序结果如下。

(1) 基于形状相似性：

贪心算法：F、L、E、A、K、D、B、N、G、I、H、O、M、C、J。

改进遗传算法 : F、L、E、A、D、K、B、N、G、M、I、H、C、O、J。

(2) 基于形状-结构相似性:

贪心算法 : F、L、A、D、E、B、K、N、G、I、O、H、C、J、M。

改进遗传算法 : F、A、L、D、E、B、K、N、G、I、O、C、H、M、J。

从形状上看, 目标模型与源模型 F 完全一致。从结果可以看出: 对于源模型 F 而言, 四种方法所计算出来的相似性都是最大的。模型 A、E 和 L 是关键模型。从结构上看, 模型 A 是四棱锥, 目标模型是六棱锥。二者都是锥形结构, 所以模型 A 与目标模型最相似。模型 E 是六棱柱, 模型 L 是凹的五棱柱, 二者都是柱状结构。所以, 模型 E 和 L 的相似性应该比模型 A 的小。

从结果可以看出: 在使用形状相似性时, 贪心算法和改进的遗传算法都把模型 A 排在模型 L 和 E 的后面。在使用形状相似性和结构相似性时, 贪心算法把模型 A 放在模型 E 的前面, 模型 L 的后面; 改进的遗传算法把模型 A 放在模型 L 和 E 的前面。因此, 使用形状相似性和结构相似性的度量效果要好于仅使用形状相似性的度量效果。使用形状相似性和结构相似性的改进的遗传算法能够更好地区分模型之间的差异。

5.4 本章小结

本章根据边数差异来衡量源模型面与目标模型面之间的形状相似性。运用面邻接关系和面编号来计算源模型面与目标模型面之间的结构相似性。以形状相似性和结构相似性为基础, 度量源模型面与目标模型面之间的差异。利用改进的遗传算法来搜索两个模型之间的最优面匹配集。以最优面匹配集为基础来计算源模型与目标模型之间的整体相似性。实验结果表明: 以形状相似性和结构相似性为基础的改进的遗传算法能够更好地度量模型之间在拓扑结构上的相似性, 能够从源模型中检索出相似的三维模型。

结论

本文研究了国内外的三维模型检索的发展状况,分析了现有技术存在的问题,进一步提出了基于形状分布特征融合的三维模型分类方法和融合形状与结构信息的模型相似性计算。给出了三维模型的面形状相似性计算方法和结构相似性计算方法。本文的主要研究成果包含以下几个方面:

1. 研究了基于统计几何分布特征的模型相似性计算方法,给出了随机球型形状分布特征的计算方法,该方法可以有效的提取三维模型的局部特征信息,并且具有很好的旋转不变性。为了使提取的特征兼顾三维模型的全局信息和局部信息,提取了三维模型的 D1、D2 形状分布特征与随机球型形状分布特征,并利用降噪自编码器将形状分布特征融合为三维模型的高效特征。基于三维模型的高效特征,用多层感知机进行训练和分类。

2. 探索了基于拓扑结构的几何相似性计算,提出了一种基于动态规划的三维模型相似性计算方法。根据边数差异来衡量源模型面与目标模型面之间的形状相似性,并利用动态规划策略来计算模型的相似性。

3. 提出了一种融合形状与结构信息的模型相似性计算方法。运用面邻接关系和面编号来计算源模型面与目标模型面之间的结构相似性。基于这形状相似性和结构相似性,计算源模型面与目标模型面之间的相似性。利用改进的遗传算法来搜索两个模型之间的最优面匹配集,计算源模型与目标模型之间的整体相似性。

上述研究取得了一些阶段性的成果,但也还存在许多需要进一步研究的内容,主要有:

1. 由于有些三维模型的结构很复杂,拥有大量的边和面。在特征提取的过程中,需要对三维模型进行降低精度的操作,把三维模型的面数降到一定的数量。如此才能使用本文的算法计算三维模型间的相似性。

2. 由于现在的三维模型的构成复杂,需要把一些含有曲边、曲面的三维模型进行分类讨论,作特殊处理。

3. 在基于动态规划的三维模型相似性计算方法中,为了追求计算效率,采用了动态规划策略,但是这种方法可能会出现局部最优的情况,还需要改进。

参考文献

- [1] ZHANG C, CHEN T. Efficient Feature Extraction for 2D/3D Objects in Mesh Representation[C]. International Conference on Image Processing, couver, Canada, 2001: 855-860.
- [2] TANGELDER J W H, Veltkamp R C. Polyhedral Model Retrieval Using Weighted Point Sets[C]. Shape Modeling International. IEEE Computer Society, 2003:119-120.
- [3] PITTA C, MAREFAT M M. Intelligent Retrieval and Reuse of CAD Solid Models[C]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2005: 1413-1418.
- [4] 王玉, 马浩军, 何玮, 等. 机械3维CAD模型的聚类 and 检索[J]. 计算机集成制造系统, 2006, 12(6): 924-928.
- [5] 王洪申, 张树生, 白晓亮, 等. 基于最优匹配的三维CAD模型相似性评价算法[J]. 计算机集成制造系统, 2007, 13(10): 1921-1927.
- [6] TON A, ARTNER N M, GABRIEL P, et al. 3D Shape Matching by Geodesic Eccentricity[C]. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008: 1-8.
- [7] 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.
- [8] 马露杰, 黄正东, 吴青松. 基于面形位编码的CAD模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(1): 19-25.
- [9] CHEN Q, FANG B, YU Y M, et al. 3D CAD Model Retrieval Based on The Combination of Features[J]. Multimedia Tools and Applications, 2015, 74(13): 4907-4925.
- [10] 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.
- [11] 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(1): 38-53.
- [12] 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.
- [13] SU H, MAJI S, KALOGERAKIS E, et al. Multi-view Convolutional Neural Networks for 3D Shape Recognition[C]. ICCV, 2015: 945-953.
- [14] SHI B, BAI S, ZHOU Z, et al. DeepPano: Deep Panoramic Representation for 3-D Shape Recognition[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(12): 2339-2343.
- [15] ZOU K S, IP W H, WU C H, et al. A novel 3D Model Retrieval Approach Using Combined Shape Distribution[J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 69(3): 799-818.
- [16] TAO S Q. CAD Model Retrieval Based on Graduated Assignment Algorithm[J]. 3d Research, 2015, 6(2): 1-11.
- [17] CAO B, KANG Y, LIN S J, et al. A novel 3D Model Retrieval System Based on Three-view Sketches[J]. Journal of Intelligent and Fuzzy Systems, 2016, 31(5): 2675-2683.
- [18] CAO B, KANG Y, LIN S J, et al. Style-sensitive 3D Model Retrieval Through Sketch-based Queries[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2016, 31(5): 2637-2644.
- [19] CHEN Z Y, LIN W C, TSAI C F, et al. 3D Model Retrieval by Sample Based Alignment[J]. Journal of Visual Communication & Image Representation, 2016, 40(1): 721-731.
- [20] 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.
- [21] GARCIA-GARCIA A, GOMEZ-DONOSO F, GARCIA-RODRIGUEZ J, et al. PointNet: A 3D Convolutional Neural Network for real-time object class recognition[C]. 2016 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN). IEEE, 2016: 24-29.
- [22] JIN X, DAI G, FAN Z, et al. DeepShape: Deep-Learned Shape Descriptor for 3D Shape Retrieval[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 39(7): 1335-1345.
- [23] 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.

- [24] 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.
- [25] KALOGERAKIS E, AVERKIOU M, MAJI S, et al. 3D Shape Segmentation with Projective Convolutional Networks[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 2017:6630-6639.
- [26] KIM H, CHA M, MUN D. Shape Distribution Based Retrieval of 3D CAD Models at Different Levels of Detail[J]. Multimedia Tools and Applications, 2017, 76(14): 15867-15884.
- [27] 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.
- [28] 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.
- [29] 张全贵, 李凡, 王炳超, 等. 融合 Fuzzy 拓扑关系与 CRSC 的三维模型检索方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(7): 192-196.
- [30] 张开兴, 杭晟煜, 赵秀艳, 等. 面向设计重用的三维 CAD 模型局部结构检索方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(7): 405-412.
- [31] 徐昌鸿, 张树生, 黄波, 等. 面向数控工艺重用的三维 CAD 模型局部结构检索[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(8): 1652-1661.
- [32] 李海生, 孙莉, 吴晓群, 等. 基于模型内二面角分布直方图的非刚性三维模型检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(6): 1128-1134.
- [33] 皇甫中民, 张树生, 闫雒恒. 面向三维 CAD 模型检索的模型分割方法[J]. 机械科学与技术, 2017, 36(5): 741-748.
- [34] 郭慧婷, 况立群, 韩燮. 基于混合签名的三维模型匹配算法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(3): 115-119.
- [35] 秦飞巍, 李路野, 高曙明. 面向异构参数化特征模型检索的本体映射方法[J]. 计算机集成制造系统, 2013, 19(7): 1472-1483.
- [36] LIU Z, PAN X B, SHEN G J. 3D Vehicle Model Retrieval Method Based on Angle Structure Feature of Render Image[J]. IEEE Access, 2018, 6(1): 65171-65178.
- [37] LI H, SUN L, WU X, et al. Scale-Invariant Wave Kernel Signature for Non-Rigid 3D Shape Retrieval[C]. IEEE International Conference on Big Data

- and Smart Computing, BigComp, 2018. 1:15-17 .
- [38] SIDDIQUA A, FAN G. Supervised Deep-Autoencoder for Depth Image-Based 3D Model Retrieval[C]. 2018 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision. IEEE, 2018: 939-946.
- [39] LIU T, GAO J, ZHAO Y. An Approach to 3D Building Model Retrieval Based on Topology Structure and View Feature[J]. IEEE Access, 2018, 6(1): 31685-31694.
- [40] MINTO L, ZANUTTIGH P, PAGNUTTI G. Deep Learning for 3D Shape Classification based on Volumetric Density and Surface Approximation Clues[C]. International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 2018: 317-324.
- [41] TAO S Q. CAD Model Retrieval Based on Graduated Assignment Algorithm[J]. 3d Research, 2015, 6(2): 1-11.
- [42] SU J C, GADELHA M, WANG R, MAJI S. A deeper Look at 3D Shape Classifiers[C]. 15th European Conference on Computer Vision, 2019: 645-661
- [43] MA C, GUO Y, YANG J, et al. Learning Multi-View Representation With LSTM for 3-D Shape Recognition and Retrieval[J]. IEEE transactions on multimedia, 2019, 21(5):1169-1182.
- [44] 张艺琨, 唐雁, 陈强. 基于多特征融合的三维模型检索[J]. 郑州大学学报(工学版), 2019, 40(01): 5-10.
- [45] 强会英, 李雨虹, 王洪申, 等. 基于 HMM 和仿射不变矩三维模型归类与检索算法[J]. 制造业自动化, 2019, 41(3): 40-46.
- [46] 焦世超, 况立群, 韩燮. 多特征混合的流形排序及其在三维模型草图检索中的应用[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(04): 196-202.
- [47] 白静, 司庆龙, 秦飞巍. 基于卷积神经网络和投票机制的三维模型分类与检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(2):123-134.
- [48] ANKERST M, KASTENMÜLLER G, KRIEGEL H P, et al. 3D Shape Histograms for Similarity Search and Classification in Spatial Databases[C]. The 6th International Symposium on Spatial Databases. 1999: 207-226.
- [49] FANANY M I, OHNO M, KUMAZAWA I. 3D Head Models Retrieval Based on Hierarchical Facial Region Similarity[C]. The 15th International Conference on Vision Interface, Calgary, Canada, 2002: 314-319
- [50] OSADA R, FUNKHOUSER T, CHAZELLE B, et al. Matching 3D Models with

- Shape Distributions[C]. International Conference on Shape Modeling & Applications, SMI, 2001: 154-166.
- [51] NOVOTNI M, KLEIN R, et al. A geometric Approach to 3D Object Comparison[C]. International Conference on Shape Modeling and Applications, SMI. 2001: 167-175.
- [52] OHBUCHI R, OTAGIRI T, IBATO, et al. Shape Similarity Search of Three-Dimensional Models Using Parameterized Statistics[C]. In proceedings of the Pacific Graphics, Beijing, 2002: 265-274.
- [53] VRANIĆ D V, SAUPE D, RICHTER J. Tools For 3D Object Retrieval: Karhunen-Loeve Transform and Spherical harmonics[C]. In Proceedings of IEEE 2001 Workshop Multimedia Signal Processings, 2001: 293-298.
- [54] SHIH J L, TSAI C C. A 3D Model Retrieval System Based on The Multi-Resolution Frequency Descriptors[J]. Journal of Information Technology and Applications, 2014, 8(2): 24-32.
- [55] VRANIĆ D V, DEJUN V. Description of 3D-shape using a complex function on the sphere[C]. IEEE International Conference on Multimedia and Expo, ICME, 2002: 177-180.
- [56] SHAPIRA L , SHAMIR A , COHEN-OR D . Consistent Mesh Partitioning and Skeletonisation Using The Shape Diameter Function[J]. The Visual Computer, 2008, 24(4):249-259.
- [57] GIUNCHI D, JAMES S, STEED A. 3D Sketching for Interactive Model Retrieval in Virtual Reality[C]. Computational Aesthetics Sketch-Based Interfaces and Modeling Non-Photorealistic Animation and Rendering, 2018.
- [58] NIE W Z, WANG K, LU Y, et al. PANORAMA-Based Multi-Scale and Multi-Channel CNN for 3D Model Retrieval[C]. IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing, 2018: 1-12.
- [59] LI P J, MA H D, MING A L. View-based 3D Model Retrieval Using Two-level Spatial Structure[C]. 18th IEEE International Conference on Image Processing, 2011: 3657-3660.
- [60] KOBELT L , SCHRDER P , KAZHDAN M , et al. Rotation Invariant Spherical Harmonic Representation of 3D Shape Descriptors[J]. Eurographics Symposium on Geometry Processing, 2003, 43(2):156-164.
- [61] BAI X , RAO C , WANG X . Shape Vocabulary: A Robust and Efficient Shape

- Representation for Shape Matching[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(9): 3935-3949.
- [62] ZHIRONG W, SHURAN S, ADITYA K, et al. 3D ShapeNets: A Deep Representation for Volumetric Shapes[C]. CVPR, 2015: 1912-1920.

攻读硕士学位期间所发表的学术成果

高雪瑶, 李宣亭, 张春祥. 基于几何形状和结构特征的三维模型检索方法.
201910564343.3, 2019.09.24 (发明专利 实质审查中)

高雪瑶, 李宣亭, 张春祥. 一种基于几何形状特征融合的三维模型分类方法.
201910370061.X, 2019.08.13 (发明专利 实质审查中)

致谢

两年半的研究生生活马上就要结束了，有太多的收获和不舍。在这两年半的求学过程中，不仅学习到了很多在未来工作中将要用到的知识技能，还让我学会了一些为人处世的经验，收获到了和同学间宝贵的友情。在此，我要向自己身边所有的人表达一下感激之情。

感谢我非常尊敬的导师高雪瑶老师。高老师在学术研究上秉承着专注负责、严谨治学的态度，在专业领域有较深的研究，具有广阔的知识储备。在教学中，老师对学生悉心教导、严格要求，并能够亲自指导学生完成研究任务和撰写论文；在生活中，高老师对学生无微不至、用自身的行动作为标榜为我们树立起为人处世的准则。

本课题来源于国家自然科学基金(编号：61502124)、黑龙江省自然科学基金(编号：F201420)和黑龙江省普通高校基本科研业务费专项资金(编号：LGYC2018JC014)。

感谢实验室其他老师在学习和生活当中对我的关心和帮助。感谢孙院长为我们提供了一个学习氛围浓厚的校园环境，打造了一个让我们可以不断提高自身技术能力和科研水平的平台。感谢在学习工作中孜孜不倦的段云菲老师和艾迪老师。非常荣幸能够在哈尔滨理工大学完成自己本科和研究生七年的求学生涯，除了家乡，这座城市是我待过时间最久的地方。

感谢我的研究生同学冯世祥、范志旭、李昊天、卢祎，朱宝森，戴润等和实验室伙伴赵凌云、谭涛、周雪松、李佳伟、李正杰、伊明等。和你们在一起学到了许多有用知识，让我的学习生活变得更加充实。你们一直的陪伴让我明白了友情的可贵。

感谢在我背后一直默默付出不求回报的父母。经常打电话关心我的身心状态，在我的困难时期，帮我挺过了人生的低谷期。让我体会到了情亲的可贵。

感谢答辩组中的所有老师，感谢老师们在百忙之中可以抽出时间参加硕士研究生的毕业答辩，祝老师们在今后的工作和生活中健健康康，心想事成，万事如意。