

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201804086



采用特征识别技术的 MBD 模型 自动语义标注方法

乔虎, 周源, 白瑀

(西安工业大学 机电工程学院, 陕西 西安 710021)

摘要: 为了解决设计重用过程中基于模型的产品数字化定义(MBD)模型的问题,采用特征识别技术,对 MBD 模型自动添加语义标注,从而提高关键字检索的准确性.首先,对 MBD 模型的构成原理与模型要素进行分析,并在融合关键信息的基础上建立零件模型的属性面邻接图(AAG),根据零件模型上加工特征,将特征划分为螺钉头部特征、螺钉功能特征和材料特征.其次,通过顶点属性结合邻接矩阵重构图的顶点序列,动态编码结合距离匹配,求出最大公共子图,得出 MBD 模型之间的相似度.最后,利用聚类法实现对 MBD 模型的自动语义标注.实验结果表明:文中方法可以实现 MBD 模型的自动语义标注,很大程度上提高语义标注的自动化程度.

关键词: 语义标注; 特征识别; MBD 模型; 属性面邻接图

中图分类号: TP 391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2018)05-0750-06

Automatic Semantic Tagging of MBD Model Using Feature Recognition

QIAO Hu, ZHOU Yuan, BAI Yu

(School of Mechatronic Engineering, Xi'an Technological University, Xi'an 710021, China)

Abstract: In order to solve the problem that it is difficult to obtain an model based definition (MBD) model, we use feature recognition technology to automatically add semantic annotation in MBD model to improve the accuracy of keyword search. Firstly, the composition principle and model elements of MBD model are analyzed and based on the fusion of key information, the attributed adjacency graphs (AAG) of the model is established. According to the characteristics of the processing features on the part model, the features were divided into screw head features, screw functional characteristics and material characteristics. Combining vertex attribute with AAG's adjacency. The maximum common graph representing the shape similarity of models is calculated by dynamic programming with the sequence of the graph nodes. Finally probability method is used to tag the MBD models automatically according to the similarity between the models. The experimental results show that the automatic semantic annotation of MBD model can be realized by using the method in this paper, and the degree of automation of semantic annotation is improved to a large extent.

Keywords: semantic tag; feature recognition; model based definition model; attributed adjacency graphs

随着计算机辅助三维设计及制造的不不断发展,三维 CAD 模型已经成为了设计和制造部门之间传

收稿日期: 2018-04-16

通信作者: 乔虎(1986-),男,讲师,博士,主要从事数字化设计制造及三维模型检索的研究. E-mail: qiaonwpu@hotmail.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51705392)

递信息重要途径, CAD 模型蕴含了丰富的设计知识(几何形状和拓扑结构). 为缩短设计周期、降低开发成本, 提高开发效率等, 重用已有的设计知识成为核心问题. 但是, 知识重用仅仅考虑三维模型的几何形状和拓扑结构信息是不够的, 更需要三维模型中提炼出的产品设计原理和设计知识. 由于产品功能、组件结构、产品材料, 以及装配精度或加工精度不同, 使得基于模型的产品数字化定义(MBD)模型所蕴含的设计知识相差甚远. 因此, MBD 技术越来越受到大家的关注. 为了改变传统的传递制造信息的方式, MBD 技术运用三维技术, 更直观地展现制造信息. 白静等^[1]提出面向非线性特征的三维 CAD 模型聚类方法; 张欣等^[2]基于图的序列化算法提出 CAD 模型自动语义标注方法; 徐濛等^[3]结合金字塔模型和随机森林的运动捕获序列, 提出语义标注方法. 同样, 在语义检索领域也有很多具有指导性的研究^[4-15]. 现阶段的语义标注与检索大多是针对 CAD 模型领域, 在产品的设计知识重用的领域中, MBD 技术是当下研究的热点, 人工创建语义关联的低效是制约 MBD 技术推广的瓶颈问题, MBD 模型的自动语义标注是解决该问题的关键技术. 近年来, 在语义标注领域中已有大量的科研成果, 三维模型的信息的提取方法主要有 Osada 等^[16]提出的形状分布算法、Hilaga 等^[17]提出的 Reeb 图方法、基于图的序列化算法^[18]等. 其中, 形状分布算法主要偏重于三维模型的整体形状特征; Reeb 图方法是一种简化三维模型数据量并保留拓扑信息的方法. 鉴于此, 本文提出一种基于特征识别的 MBD 模型自动语义标注方法.

1 MBD 模型

1.1 MBD 模型的组成分析

MBD 模型的组成元素包括产品结构、几何模型、产品制造信息(PMI)等. 其中, 产品制造信息又包括零件的三维标注、材料属性、工艺管理信息等. MBD 模型可以记为 $M = \{S, G, P\}$. 其中, S 为产品结构; G 为零件的几何信息; P 为产品零件的制造信息. PMI 信息又可以表示为 $P = \{P_r, P_m, P_d\}$. 其中, P_r 为零件的三维标注信息; P_m 为模型的材料信息; P_d 为模型的工艺管理信息. P 区别于传统 CAD 模型的部分就是 PMI 信息, 如何创建 P 是构建 MBD 模型的核心技术. MBD 模型作为连接设计制造一体化的桥梁, 其组成部分可由以下 5 个定义说明.

定义 1 螺钉头部特征由铸造或机加工工艺方法完成, 对整体结构体系影响较小, 表示为集合 F_{Top} .

定义 2 螺钉的功能特征(即环境用途)表示为集合 F_{Fac} .

定义 3 螺钉的材料属性表示为集合 F_{Mat} .

定义 4 记 A_{Lab} 为三维标注对象集合, 则 A_{Lab} 的组成元素为 $A_{\text{Lab}} = (F_{\text{Face}}, V_{\text{Value}}, T_{\text{Toler}}, P_{\text{Pos}})(T_{\text{Type}})$. 其中, F_{Face} 为 MBD 模型所有面的对象集合; V_{Value} 为三维标注的值; T_{Toler} 为公差范围; P_{Pos} 为三维标注对象的放置位置; T_{Type} 为三维标注的对象类型.

定义 5 MBD 零件模型记为 M_{Model} , 则 $M_{\text{Model}} = (A_{\text{Lab}})(F_{\text{Top}}, F_{\text{Fac}}, F_{\text{Mat}})$.

1.2 MBD 模型的预处理方法

MBD 模型中存在大量的三维几何信息、制造要求标注、材料属性等关键元素, 通过 python 的 os 模块, 遍历 MBD 模型文件中的信息, 提取出 Sldprt 文件中的几何信息及 PMI 信息分别以元组的形式存放在字典里.

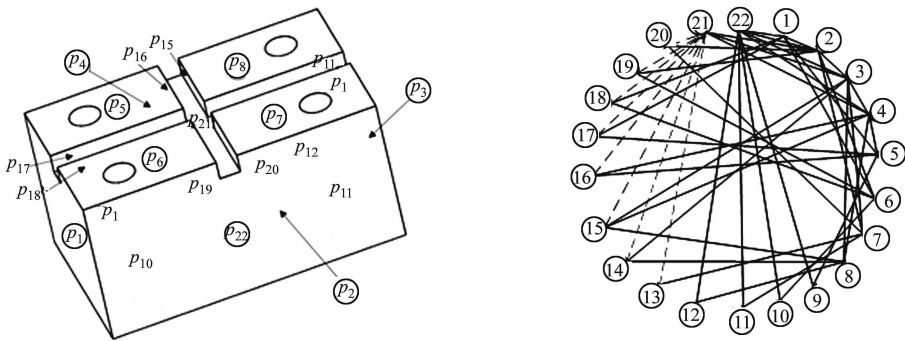
对 MBD 零件模型的预处理的方法是, 通过 os.walk() 方法遍历模型文件中的每个面的信息, 采用属性面邻接图(AAG)描述 MBD 模型的信息. 与 AAG 中的所有顶点相对应的是 MBD 零件模型中的面, 顶点中蕴含的属性是其所在面对应的特征信息, 所有顶点之间相连的边代表面与面之间的交线, 每条边中所蕴含的信息是相邻两个面的凹凸关系.

定义 6 以螺钉头部特征作为顶点 P^c 的集合, 即 $P^c = \{p_1^c, p_2^c, \dots, p_n^c\}$, $n \in \mathbf{N}$, 记螺钉的功能特征集合为 P^s , 即 $P^s = \{p_1^s, p_2^s, \dots, p_m^s\}$, $m \in \mathbf{N}$.

定义 7 若 $\forall p_i, p_j \in P^c \cup P^s$, 则 p_i, p_j 之间存在边界 $b(p_i, p_j)$. 当 p_i 与 p_j 为凸属性时, 则 $b(p_i, p_j) = 1$, 用实线表示; 反之, 当 p_i 与 p_j 为凹属性时, 则 $b(p_i, p_j) = 0$, 用虚线表示.

以 AAG 为载体, 将 MBD 模型的特征信息融合. 面与面之间的关系表示为 $G = \{P^c, P^s, b\}$. 对 MBD

模型的各个面进行遍历,MBD 零件模型及其 AAG,如图 1 所示.图 1 中:顶点表示对应模型中的面,顶点所蕴含的属性是其对应的特征信息.图 1(a)中: p 为零件表面特征,用带圈字母表示功能特征.图 1(b)中:实线为相邻两面凸属性,虚线为凹属性.



(a) MBD 模型与加工面类型 (b) AAG

图 1 MBD 零件模型及其 AAG
Fig. 1 MBD part model and AAG

2 MBD 模型的相似性比较算法

2.1 图的序列化

采用张欣等^[2]提出的图的序列化算法,由于 AAG 中各个顶点相对独立,处于无序状态,匹配过程不可避免地需要多次遍历顶点集合.匹配过程效率低下,匹配难度加大.Robles-Kelly 等^[12]提出以邻接矩阵为基础确定 AAG 的顶点集的序列,使相邻的两个顶点在 MBD 模型中共用一条边.为了解决这一问题,文中把 AAG 的子图同构问题看做是一个多项式复杂程度的非确定性问题,减少多项式项数,对 AAG 中的顶点进行排序,建立唯一序列,从而简化匹配过程.

定义所有顶点的序列向量为 \mathbf{x} , x_k 是 \mathbf{x} 的第 k 个顶点的序列值,并且 \mathbf{x} 满足

$$g_{\max}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{|V|-1} \sum_{k=1}^{|V|} (A(i, k) + A(i + 1, k)) x_k^2,$$

当且仅当 \mathbf{x} 取 A 的最大特征值所对应的特征向量时.

由此方法获得的 \mathbf{x} 序列可以使相邻的顶点与 MBD 模型中的面对应,从而更大程度保留顶点中所蕴含的信息,以利于图的匹配.但是,此方法忽略了顶点属性在匹配过程中所占的影响.对于螺钉的 MBD 模型,如果顶点中的信息代表着完全不同的类型(定位功能、锁紧功能),即使零件结构极其相似,这两个顶点的匹配程度也不应该很高.文中依照这一特点,对此方法进行改进,使同类的点在序列中以区域的形式出现,在实验过程中发现:螺钉的功能特征在匹配的过程中占的权重较大,因此,功能特征比其他特征的权重更大,序列更高.图的序列化有如下 4 个步骤.

步骤 1 取空列表 $K = \max(\mathbf{x})$ (即第一个点为上式求出的极值), K_i 为第 i 个顶点记录,记录对 AAG 中顶点的访问顺序.

步骤 2 在初始点 K 的相邻集合 $N_{K_0} = \{j \mid (K_0, P_j) \in E\}$ 中检索, $K_1 = \{P_j \mid \max(\mathbf{x}) \cap P \in N_{K_0}\}$.

步骤 3 经过 i 步迭代后,如果 $i+1=n$,那么,链表长度为 $i+1$.其中, n 为属性图的顶点数,则排序结束;若没有,则进行下一步骤.

步骤 4 找出其对应的补集 $C = \{j \mid P_j \notin K \cap P_j \in V\}$,令 $P=C$,跳到步骤 1,直到 AAG 中的所有顶点都被访问到.

AAG 排序结果,如图 2 所示.

2.2 图的相似性比较

排序完成之后,用点与点之间的距离判定图的相关程度,即

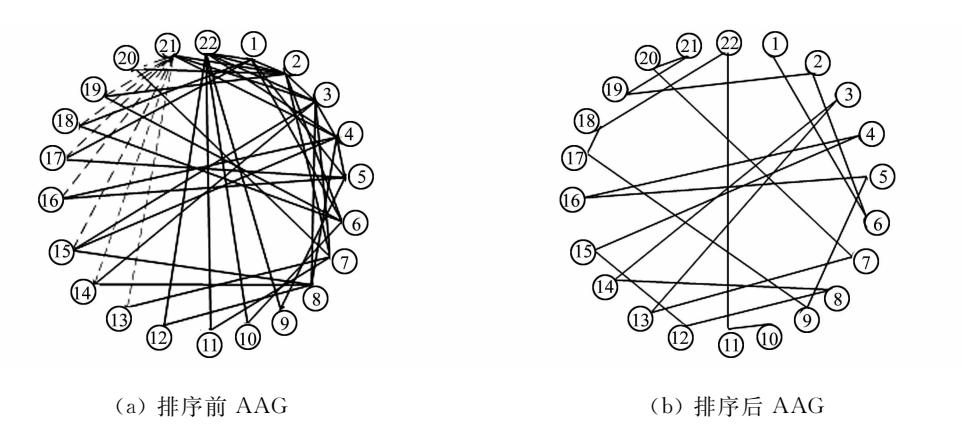


图 2 AAG 排序结果
Fig. 2 AAG Sorting result

$$d(G_1, G_2) = 1 - \frac{2 \cdot | \text{mcs}(G_1, G_2) |}{| G_1 | + | G_2 |}.$$

上式中: d 值的大小代表了图形的相似程度, 值越大代表图的相似性越高; 函数 $||$ 为图的顶点个数; $\text{mcs}(G_1, G_2)$ 表示 G_1, G_2 两图的最大公共子图.

依照动态规划的方法求出排序后的点之间的编辑距离 $\text{ED}(G_1, G_2)$, 并将上式变形为

$$d(G_1, G_2) = 1 - \frac{| G_1 | + | G_2 | - \text{ED}(G_1, G_2)}{| G_1 | + | G_2 |}.$$

定义函数 IsCompatible 为判定顶点是否与已有的 $\text{mcs}(G_1, G_2)$ 中的顶点保持兼容的函数, AAG 在 $\text{ED}(G_1, G_2)$ 时所用的伪代码为

```
// 初始化
ReCost=1, DelCost=1, InsCost=1
for i=1:
    for j=1:
        if s1(i) == s2(j):
            if IsCompatible(s1, s2, i, j):
                Repl=0
            else:
                Repl=ReCost
            break
        else:
            Repl=ReCost
            break
    D(i+1, j+1) = min((D(i, j) + Repl), (D(i+1, j) + DelCost), (D(i, j+1) + InsCost))
ED(G1, G2) = D(i+1, j+1)
end
```

3 MBD 模型自动语义标注方法

首先, 对已知的若干典型 MBD 模型进行标记; 其次, 计算 ED 值, 将其作为该类 MBD 模型的样本; 再次, 将没有标记的 MBD 模型与之相匹配, 定义一定相似比例, 基于概率的基础上, 对凡是达到阈值的模型进行自动标记.

以典型的 MBD 模型和具有一定功能的典型结构为基础, 提取关键标签, 签集合为 $\Delta = \{\lambda^1, \lambda^2, \dots, \lambda^n\}$, 对其他未标注的 MBD 模型进行标注. 未标注 MBD 模型集为 $\Omega = \{M^1, M^2, \dots, M^n\}$, 若 $p(\lambda^i, M^j)$ 为模型 M^j 的概率, 则 MBD 模型的自动语义标注可以转化为: 给定任意未标记的 MBD 模型 M , 遍历该

模型与每一个标签所对应的概率大小,并对其进行排序,概率值最大的即为该模型 M 的类型.

给定任意模型 M ,以概率 $p(\lambda^i, M)$ 表示标签 λ^i 的概率. 引入近似概率为 $P(M \approx M^j) = (1 - D(M, M^j))^2$. 其中, $D(M, M^j) = d(G_M, G_{M^j})$. 由此推导出模型 M 标记为 λ^i 的概率为

$$p(\lambda^i, M) = p(M \approx M^j) \circ p(\lambda^i, M^j).$$

由于此概率是在单个样本的实验条件下得出的,所得结果具有一定的不确定性. 但在大样本多因素相互关联的情况下,可以极大地提高标记的准确性,所以,定义 $p(\lambda^i, M) = \bigcup_{j=1}^n p(M \approx M^j) \circ p(\lambda^i, M^j)$.

4 实验结果

为验证文中方法的有效性,建立一套测试样本 MBD 模型库,模型库中包含开槽普通螺钉、内六角螺钉、十字槽普通螺钉、吊环螺钉、紧定螺钉、自攻螺钉、自攻锁紧螺钉等种类的螺钉,共计 3 000 余件. MBD 模型的相似性检索表,如表 1 所示.

表 1 MBD 模型的相似性检索表
Tab. 1 Model similarity retrieval table

检索对象	检索结果及其相似度							

由表 1 可知:MBD 模型特征的相似性检索可以检索出形状差距较大,但功能相同的模型;与传统检索方法对比,特征检索方法不单单从几何结构方面进行相似性检索,同时,兼顾了 MBD 模型的 PIM 信息,提高了获取的准确性,提升了设计重用的效率. MBD 模型的自动语义标注结果,如表 2 所示.

表 2 MBD 模型的自动语义标注结果
Tab. 2 Automatic semantic annotation results of MBD

标注类别		结果标注							
螺钉									
	内六角 圆柱头螺钉	开槽圆头 螺钉	开槽沉头 螺钉	内六角 沉头螺钉	开槽定位 螺钉	十字 自攻螺钉	开槽 盘头螺钉	十字锁 紧螺栓	
									
	开槽沉头 木螺钉	十字沉头 木螺钉	开槽紧 定螺钉	开槽圆 柱螺钉	开槽沉头 螺钉	十字圆柱 螺钉	沉头 螺钉	螺钉	

由表 2 可知:螺钉的头部特征、功能特征、材料特征等方面实现自动语义标注;无论从识别标注头部特征中的开槽或者十字特征,还是从识别功能特征中的紧定或是锁紧等功能均有较高的准确性,可以实现基于特征识别的自动语义标注;与传统 CAD 模型的自动语义标注相比,可以实现功能特征导向的自动语义标注;在零件结构相差较大,但功能相似的情况下,依然可以以较高的准确率进行自动语义标注,对于不同的材质,依然可以实现自动标注;对于偏门类型的螺钉,没有较好地实现标注.

5 结束语

通过采用特征识别技术对 MBD 模型自动添加语义标注的方式,解决了基于普通关键字检索难以获得符合设计意图的 MBD 模型的问题. 在设计重用的过程中,可以使设计者通过语义检索的方式,检索出符合设计意图的 MBD 模型,提高了关键字检索的准确性. 实验结果表明:采用文中方法可以实现

MBD模型的自动语义标注,很大程度上提高了语义标注的自动化程度。

参考文献:

- [1] 白静,罗皓楠,秦飞巍.面向非线性特征的三维CAD模型聚类[J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27(8):1578-1586. DOI:10.3969/j.issn.1003-9775.2015.08.028.
- [2] 张欣,莫蓉,宫中伟,等.CAD模型自动语义标注[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(12):2162-2167.
- [3] 徐濛,彭淑娟,柳欣.结合金字塔模型和随机森林的运动捕获序列语义标注[J].华侨大学学报(自然科学版),2017,38(6):848-853. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201601011.
- [4] 万能,苟园捷,莫蓉.机械加工MBD毛坯模型的特征识别设计方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(8):1099-1107. DOI:10.3969/j.issn.1003-9775.2012.08.016.
- [5] 赵鸣,王细洋.基于体分解的MBD工序模型快速生成方法[J].计算机集成制造系统,2014,20(8):1843-1850. DOI:10.13196/j.cims.2014.08.zhaoming.1843.8.2014086.
- [6] 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. DOI:10.13196/j.cims.2014.04.sunchangle.0747.8.2014043.
- [7] 张欣,莫蓉,陈涛,等.面向设计意图不变的三维CAD模型重用方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2012,24(10):1356-1362. DOI:10.3969/j.issn.1003-9775.2012.10.013.
- [8] 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.
- [9] 张欣,莫蓉,石源,等.一种三维模型形状检索描述符[J].计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(5):741-745.
- [10] 张欣,莫蓉,石源,等.基于字符串度量的CAD模型相似性比较算法[J].中国机械工程,2009(20):2435-2440.
- [11] BIASOTTI S, MARINI S, SPAGNUOLO M, *et al.* Sub-part correspondence by structural descriptors of 3D shapes [J]. Computer-Aided Design, 2006, 38(9):1002-1019. DOI:10.1016/j.cad.2006.07.003.
- [12] ROBLES-KELLY A, HANCOCK E R. Graph edit distance from spectral seriation. [J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2005, 27(3):365-378. DOI:10.1109/TPAMI.2005.56.
- [13] 莫蓉,石源,常智勇,等.工程类几何模型分类与聚类的现状与趋势[J].计算机集成制造系统,2010,16(3):449-461. DOI:10.13196/j.cims.2010.03.3.mor.001.
- [14] 陈叶旺,李海波,余金山.一种基于农业领域本体的语义检索模型[J].华侨大学学报(自然科学版),2012,33(1):27-32. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.2012.01.0027.
- [15] 邹辉,杜吉祥,翟传敏,等.深度学习与一致性表示空间学习的跨媒体检索[J].华侨大学学报(自然科学版),2018,39(1):127-132. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201508047.
- [16] OSADA R, FIMLJPISER T, CHAZELLE B, *et al.* Shape distributions[J]. Acm Transactions on Graphics, 2002, 21(4):807-832. DOI:10.1145/571647.571648.
- [17] HILAGA M, KOHMURA T, KOHMURA T, *et al.* Topology matching for fully automatic similarity estimation of 3D shapes[C]//Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. [S. l.]: ACM, 2001:203-212. DOI:10.1145/383259.383282.
- [18] ZHANG Xin, MO Rong, SHI Yuan, *et al.* String-based CAD models similarity assessment algorithm[J]. China Mechanical Engineering, 2009(20):2435-2440.

(责任编辑:陈志贤 英文审校:吴逢铁)