

# 基于无监督学习的二维工程 CAD 模型端到端检索算法

曾凡智 周 燕 余家豪 罗 粤 邱腾达 钱杰昌

(佛山科学技术学院计算机系 广东 佛山 528000)

**摘 要** 针对企业产品制造过程中海量的计算机辅助设计(Computer Aided Design, CAD)模型的高效检索难题,文中研究了一种基于二维 CAD 模型内容特征的检索算法,构建了一个可用于 CAD 的 DXF 格式源文件模型库的检索系统原型。首先,通过对二维 CAD 模型的 DXF 文件结构进行分析,来研究模型中的图元规律并进行形状重构;其次,依据图元特点,提出了基于统计直方图、二维形状分布和傅里叶变换共 3 类内容特征的提取方法;最后,设计了基于无监督学习的多特征融合框架及相似度计算方法,从而提取出了模型的融合特征描述子并实现了二维 CAD 模型检索。实验结果表明,文中提取的融合特征相较于单一特征包含了更加丰富的内容特征且具有高效的鉴别力。该系统可以直接应用于产品个性化定制、设计重用等方面,有助于企业进一步提升智能制造能力。

**关键词** CAD 模型检索, DXF 文件, 多特征融合, 无监督学习

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/jsjcx.190900003

## End-to-End Retrieval Algorithm of Two-dimensional Engineering CAD Model Based on Unsupervised Learning

ZENG Fan-zhi ZHOU Yan YU Jia-hao LUO Yue QIU Teng-da QIAN Jie-chang

(Department of Computer Science, FoShan University, Foshan, Guangdong 528000, China)

**Abstract** Aiming at the problem of efficient retrieval of massive computer aided design(CAD) models in enterprise product manufacturing process, this paper studied a retrieval algorithm based on the content feature of two-dimensional-CAD models, and constructed a retrieval system prototype which can be used for DXF format CAD source file model base. Firstly, through the analysis of the DXF file structure of the two-dimensional CAD model, the rule of the primitive in the model is studied and the shape reconstruction is carried out. Secondly, according to the features of primitive, three kinds of content feature extraction methods are proposed, which are based on statistical histogram, two-dimensional shape distribution and Fourier transform. Finally, a multi-feature fusion framework based on unsupervised learning and similarity calculation method are designed to extract the fusion feature descriptor of the model and realize the retrieval of two-dimensional CAD model. Experiments show that the fusion features extracted in this paper contain more abundant content features and are more effective than single features. The system can be directly used in product customization, product design reuse and other aspects to help enterprises further improve the ability of intelligent manufacturing.

**Keywords** CAD model retrieval, DXF file, Multi-feature fusion, Unsupervised learning

## 1 引言

随着工业技术的发展, CAD 绘图技术已经取代了传统的手绘图纸, 成为了企业产品设计中不可或缺的方法。随着各类 CAD 系统的推广应用, 也产生了一系列的 CAD 模型库, 这些模型库为工业设计师进行新产品设计提供了重要的灵感来源。在设计新产品时, 往往需要根据用户提供的样本设计草图在模型库中检索相似的模型, 并在相似的模型上进行二次

设计和共享重用。因此, 复用模型库中已有的相似模型可以有效地缩减新产品的设计周期和开发成本, 如何根据客户提供的 CAD 模型在现有的海量 CAD 模型库中进行检索变得至关重要。

目前, CAD 模型的检索方法主要包含两大类: 基于文本信息的检索方法和基于内容特征的检索方法。基于文本信息的检索方法主要通过比较 CAD 模型的文件名、模型图的人工标注关键字等信息来实现。Jeon 等<sup>[1]</sup>提出了一种基于设计

到稿日期: 2019-09-02 返修日期: 2019-10-17 本文受国家自然科学基金(61602116, 61972091), 广东省自然科学基金(2017A030313388), 广东省工程技术研究中心(G601624), 佛山市工程技术研究中心(2017GA00015, 2016GA10156)资助。

曾凡智(1965—), 博士, 教授, CCF 会员, 主要研究方向为计算机视觉、图像处理、数据挖掘, E-mail: coolhead@126.com; 周 燕(1979—), 硕士, 教授, CCF 会员, 主要研究方向为计算机视觉、压缩感知、三维模型检索, E-mail: zhouyan791266@163.com (通信作者); 余家豪(1994—), 硕士生, 主要研究方向为计算机视觉、三维模型检索; 罗 粤(1994—), 硕士生, 主要研究方向为计算机视觉、三维模型检索; 邱腾达(1994—), 硕士生, 主要研究方向为计算机视觉、视频分析; 钱杰昌(1990—), 硕士生, 主要研究方向为计算机视觉、三维模型检索。

文档的 CAD 模型检索方法,通过语义和规则处理的方法来减小设计文档和 CAD 模型之间的语义差距,从而弥补语义缺陷。Yu 等<sup>[2]</sup>提出了一种基于内容的文本挖掘技术来提取 CAD 文件的文本内容,同时采用矢量空间模型来进行相似度检索。虽然基于文本信息的方法的实现过程相对简单,但其存在一定的人为主观性,不用于实际生产过程中具有差异性的各类 CAD 模型。基于内容特征的方法主要通过提取模型的几何形状、分布规律等特征来构造特征描述子,得到了广泛应用。Chen 等<sup>[3]</sup>提出了一种新的多特征融合方法来融合三维 CAD 模型的局部特征和细节特征。Ye 等<sup>[4]</sup>提出了一种基于哈希的二维工程 CAD 图纸检索方法,通过图像分割和改进 LBP(Local Binary Patterns)的算法来提取 CAD 图纸的几何特征和拓扑特征,并利用协方差矩阵进行特征融合。Sun 等<sup>[5]</sup>结合 CAD 模型拓扑结构和特征生成了具有曲面几何性质的特征,构造了一种基于 CATIA 平台的 CAD 模型检索系统。上述研究表明,在基于文本信息和基于内容特征的 CAD 模型检索中,大多采用人工方式进行关键字标注或某种特征设计。这类基于人工设计特征的方法往往依赖设计者的先验知识来选择参数,无法充分利用大数据的优势。

近年来,深度学习在计算机视觉领域获得了大量成功的应用。与基于人工设计的特征提取方法相比,基于深度学习的特征提取方法的最大区别在于它可以通过在大量的数据中进行学习来自动提取特征。其中,自编码器作为一种非监督学习的方法,自 Rumelhart 等<sup>[6]</sup>提出以来,已经被广泛地应用于数据的降维和特征提取<sup>[7-9]</sup>。自编码器主要由编码器和解码器两部分组成,它是通过编码器将高维的输入信号映射为隐藏层的低维特征向量,再通过 BP 算法(Back Propagation Algorithm)来训练网络参数,使得隐层的特征向量能够通过解码器重构输入信号,从而使得隐层的特征向量能够作为输入信号的一种特征表达。由于传统的网络结构容易陷入局部最优解,Hinton 等<sup>[10]</sup>提出了一种深度自编码器,通过逐层定向网络学习的方法来优化网络权值,并将其运用于数据降维。随后,学者在文献<sup>[10]</sup>的研究基础上衍生出了稀疏自编码器、栈式自编码器<sup>[11]</sup>、去噪自编码器<sup>[12]</sup>及近年来应用得更加广泛的变分自编码器<sup>[13-14]</sup>等网络模型。由于自编码器可以学习高维特征隐含的有用信息,因此可以将其运用于特征提取融合及模型检索。Ma 等<sup>[15]</sup>结合去噪自编码器构造了一个多特征的深度网络融合框架,降低了图片分类的误差。Kang 等<sup>[16]</sup>提出了一种基于栈式自编码器目标识别特征融合算法,该算法结合自编码器具有的特征表达功能,使融合后的特征更加清晰。Dai 等<sup>[17]</sup>通过运用稀疏自编码器来增强哈希函数局部映射的判别能力,从而实现大规模图像的检索。

目前,对 CAD 模型进行检索的研究中,大多采用人工设计的方式进行特征提取,并且采用单一特征进行检索,这限制了算法的检索效率。文献<sup>[18]</sup>已经验证了多特征融合的检索方法可以有效地改善单一特征的局限性。在此基础上,本文提出了一种基于 DXF 文件内容特征的二维 CAD 模型检索方法。首先,通过对 CAD 模型的 DXF 文件格式进行解读分析,并提取直线、圆弧、多段线等图元作为特征提取的基础;其次,构造了基于统计直方图、二维形状分布和傅里叶变换的特征

提取方法,来提取 CAD 模型的内容特征;然后,构建了一种基于自编码器的多特征融合框架,通过非监督学习来自动训练多特征融合参数,以获取模型的融合特征描述子;最后,采用了一种基于误差重构的方法来计算模型之间的相似度,从而实现一个端到端的二维 CAD 模型检索系统原型,整体研究的系统框架图如图 1 所示。本文提出的基于多种特征融合的检索算法框架具有较高的普适性,可被广泛应用于由多类图元所构成的二维 CAD 模型检索。

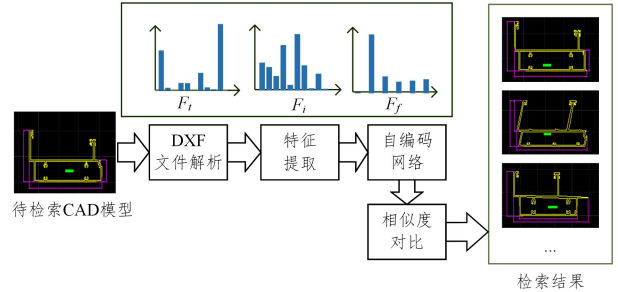


图 1 系统框架图

Fig. 1 System framework diagram

## 2 基于 DXF 格式的 CAD 模型图元分析方法

AutoCAD 是欧特克公司开发的计算机辅助设计软件,被广泛应用于企业生产中的模型设计、二维绘图等。AutoCAD 常用的两种 CAD 模型文件为 DraWinG(DWG)文件和 Drawing Interchange File(DXF)文件。其中,DWG 是 CAD 的标准格式文件,但其进行了加密处理,一般情况下不易于直接对其进行读写操作;而 DXF 属于一种通用的图形交互格式文件,其内容由组码构成,可以通过文本编辑器来查看,可读性强,便于编程人员的二次开发,同时也包含了 DWG 文件所包含的所有图元信息。因此,本文基于 DXF 文件结构解析的方法来提取 CAD 模型的图元信息,并根据提取的图元信息来分析 CAD 模型的内容特征。

### 2.1 DXF 文件的组成结构

DXF 文件中所存储的图元由其相应的组码与其后所带的组值构成,组码相当于一种事物的类别标识符,组值代表该事物具体的数值大小,不同的组代码及其含义如表 1 所列。

表 1 组码定义

Table 1 Configuration meaning

组码	含义	组码	含义
0	标识一个事物的开始	38	实体的标高
1	一个文本,如字符串的值等	39	实体的厚度
2	名字,如段、表、块的名字	40-48	高度、宽度、距离等
3-4	字符型数据的值,如线性说明	49	重复性的值
5	实体描述字	50-58	角度值
6	线段名	62	颜色号
7	字样名	66	实体跟随标志
8	图层名	70-78	整数值,如重复次数、标志位、模式等
9	标题变量名(仅用于标题段)	210	X 方向分量
10-18	X 坐标值	220	Y 方向分量
20-28	Y 坐标值	230	Z 方向分量
30-37	Z 坐标值	999	解释行

DXF 文件由标题段、表段、块段、实体段和文件结束段 5 部分组成。其中,实体段主要包括每个实体的名称、图层、文

本信息、线型和颜色等。

模型的各类图元主要存储在实体段中,也有少部分存储在块段中,而块段中的图元可通过一定的转换方式转换到实体段中。因此,对图元信息的提取只针对实体段。

## 2.2 图元分析方法

按类型图元主要可以分为:直线类、圆类、圆弧类、多段线类、标注文本类等。由于常见的二维 CAD 模型图以直线和圆弧线为主,因此重点提取直线类、圆弧类和多义线类 3 种图元信息。图元信息读取的流程如图 2 所示。

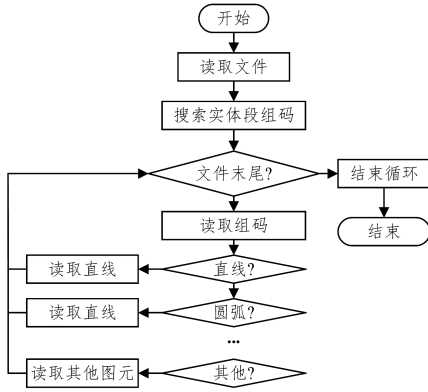


图 2 图元信息读取的流程图

Fig. 2 Flowchart of Graph element reading

由上述分析可知,各类图元信息主要存储于实体段中。因此,首先搜索实体段对应的组码,并依次从上往下读取各类图元组码,再判断图元类型并读取相应的信息。以直线段图元为例,其组代码对应的图元信息如表 2 所列。

表 2 直线图元组代码说明

Table 2 Line tuple code description

组代码	说明
100	子类标记(AcDbLine)
39	厚度(默认值为 0)
10	起点的 X 值
20	起点的 Y 值
11	终点的 X 值
21	终点的 Y 值

通过对应的组代码可以判断图元的类型,同时提取直线图元的起点和终点等相应信息。类似地,可以通过这种方法来提取各类图元信息,为 CAD 模型的内容特征提取奠定基础。

## 3 CAD 模型的内容特征提取

利用上述图元信息提取方法可以提取 CAD 模型各类图元信息。在实际生产中,CAD 设计者更多使用直线、圆弧和多段线来绘图。对于直线和圆弧类图元,本文设计了一种基于统计直方图的方法来提取模型的相关特征;而对于多段线的图元信息,由于其结构具有随机性,若采用统计方法则缺乏对特征的准确描述,因此可通过计算 CAD 模型的线段长度加权质心来构造质心到模型外轮廓交点的模向量,并通过二维形状分布法和傅里叶变换来提取 CAD 模型的两种形状特征描述子。

### 3.1 模型预处理

为了消除模型的旋转、缩放、位移变换对提取特征的影

响,在特征提取前,本文采用了基于线段长度加权的主成分分析法对 CAD 模型进行预处理。

首先,由 CAD 模型各类图元的坐标及线段构成的点集  $V = \{v_i = (x_i, y_i) | i = 1, 2, \dots, N_v\}$  及轮廓线段集  $L = \{l_i | i = 1, 2, \dots, M\}$ ,来计算模型的加权质心  $m_v$ ,如式(1)所示:

$$m_v = \frac{\sum_i D(l_i) \times g_i}{\sum_i D(l_i)} \quad (1)$$

其中,  $D(l_i)$ ,  $g_i$  分别为线段  $l_i$  的长度与中心点坐标。

其次,由式(2)计算顶点集协方差矩阵  $C_X \in R^{2 \times 2}$ :

$$C_X = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N_v} v_i v_i^T - m_v m_v^T \quad (2)$$

由  $C_X e_i = \lambda_i e_i, i = 1, 2$ ,可以求出特征向量  $e_1$  和  $e_2$ ,其中特征值  $\lambda_1 \geq \lambda_2$ 。选定特征向量  $e_1$  作为主轴,构造旋转矩阵  $R$ ;同时,设计缩放变换  $S$ 、对称变换  $F$ ,构建以加权质心为原点的新坐标系,各顶点新坐标的计算过程如式(3)所示:

$$v_i' = R * F * S * (v_i - m_v), \forall v_i \in V \quad (3)$$

### 3.2 基于统计直方图的特征提取

统计分布方法是从统计学的观点来提取模型中具有区分能力的统计特征,包括模型顶点间的几何距离、线段的倾角角度、弧度的曲率分布等。利用统计分布方法构建特征直方图,以提取特征描述符,能够较好地表达以图元为基础的 CAD 模型分布特点,同时对平移、旋转、缩放等变换具有不变性。本文设计了基于统计直方图的方法来提取直线与圆弧两类图元的统计直方图特征,这两种特征分别表示为直线图元特征  $F_{line}$  及圆弧图元特征  $F_{arc}$ ,通过这两种特征来合成基于统计直方图的特征  $F_t$ 。

$$F_t = w_1 F_{line} + w_2 F_{arc} \quad (4)$$

其中,  $w_1$  和  $w_2$  为加权系数。

#### 3.2.1 基于统计直方图的直线图元特征

对于直线图元,本文通过设计水平面的等角度分区间,来对 CAD 中直线图元的水平倾斜角度进行统计,用  $F_{line}$  表示其特征,计算过程如下:

Step1 进行区间划分。设以任意两点  $v_1$  和  $v_2$  为起始点和终点的直线图元与  $x$  轴的夹角为  $\alpha$ 。针对平面上的圆周角,把区间  $[0, 2\pi]$  划分为  $k$  个等长区间。

Step2 由式(5)计算每一个直线图元与水平线的夹角:

$$\alpha = \text{Arc tan}[(y_1 - y_2)/(x_1 - x_2)] \quad (5)$$

Step3 计算累加长度,统计落在不同区间直线图元的累加长度。

Step4 生成直方图,以角度区间为横坐标,从而以直线图元累加长度为纵坐标,从而得到统计直方图。

Step5 对统计直方图做归一化处理,将各区间的累计和除以所有区间的线段总长,得到的归一化直方图向量即为模型的直线统计特征,记为  $k$  维特征向量  $F_{line}$ 。

#### 3.2.2 基于统计直方图的圆弧图元特征

对于圆弧类图元特征,本文通过圆弧的圆心角大小来划分分区间,统计圆心角不同的圆弧的半径之和,特征提取的计算过程如下:

Step1 计算圆心角,通过图元信息可以得到圆弧图元的起始角度、终止角度,由两者的差值求出圆弧图元的圆心角  $\theta$ ,

其中  $\theta \in (0, 2\pi)$ 。

Step2 划分区间,将圆心角取值区间  $[0, 2\pi]$  划分为  $k$  等分,统计圆心角落在不同区间的圆弧图元的半径之和。

Step3 生成统计直方图,以圆心角大小为横坐标,统计落在各区间的圆弧图元半径总长度,并将其作为纵坐标。

Step4 为了消除尺度不变性,对直方图做归一化处理,将各区间的累计和除以所有区间的圆弧图元半径总长度,构成的归一化直方图向量,即为 CAD 图的  $k$  维特征向量  $\mathbf{F}_{arc}$ 。

### 3.3 基于模向量的特征提取

归一化的统计直方图特征提取方法的优点在于对模型的尺度缩放不敏感且计算量较小,但对于结构相对复杂的多段线而言,该特征容易受到噪声信息的干扰且不易划分区间。因此,本文构造以  $\frac{2\pi}{N}$  为间距,从质心点  $m_0$  出发,与模型多段线图元外轮廓相交的边缘模向量集合  $\mathbf{S}_R$ ,如式(6)所示:

$$\mathbf{S}_R = \{\vec{r}_i | i=0, 1, \dots, N-1\} \quad (6)$$

其中,  $\vec{r}_i$  为从质心点  $m_0$  出发,且角度为  $\frac{2i\pi}{N}$  的射线与 CAD 模型的多段线图元外轮廓相交所形成的向量。该向量包含了模型的整体结构特征。

为了进一步消除旋转、平移、缩放等变换对特征提取产生的影响,本文结合二维形状分布分析与离散傅里叶变换设计了两种 CAD 模型的模向量特征提取方法。

#### 3.3.1 基于二维形状分布的模向量特征

两个向量的内积反映了向量集的夹角及两个向量围成区域的面积特征。本文通过计算边缘模向量集  $\mathbf{S}_R$  内任意两个向量的内积来构建二维形状分布特征,该特征描述了 CAD 模型的形状区域统计特征。由模向量集生成二维形状分布特征的计算步骤如下:

Step1 由式(7)计算任意两个模向量之间的内积:

$$\vec{r}_i \cdot \vec{r}_j = |\vec{r}_i| |\vec{r}_j| \cos \theta_{ij} \quad (7)$$

其中,  $i, j=0, 1, \dots, N-1$ ;  $\theta_{ij}$  为两向量之间的夹角。

Step2 对  $N \times N$  个内积进行统计,根据统计数据构建模型的形状特征分布直方图,并对直方图进行归一化处理,最后所获得的向量即为模型的二维形状分布特征  $\mathbf{F}_S$ 。

#### 3.3.2 基于傅里叶变化的模向量特征

边缘向量集  $\mathbf{S}_R$  中的向量  $\vec{r}_i$  易受到模型的旋转、缩放、位移等变化的影响。由此,本文提出了一种基于离散傅里叶变换的特征提取方法,对边缘向量的模进行傅里叶变换,再保留频域中的低频分量,从而进一步提升 CAD 模型特征描述子的鲁棒性。算法的步骤如下:

Step1 对边缘向量取模形成  $N$  个离散点  $|\mathbf{S}_R| = \{|\vec{r}_i| | i=0, 1, \dots, N-1\}$ 。

Step2 采用离散傅里叶变换公式可以得到:

$$\mathbf{R}_k = \sum_{j=0}^{N-1} |\vec{r}_j| e^{-j^2 \frac{2\pi k}{N}}, k=0, 1, \dots, N-1 \quad (8)$$

Step3 令  $\mathbf{R} = \sum_{i=0}^{N-1} |\mathbf{R}_i|$ ,生成由傅里叶变换形成的边缘特征归一化描述向量为:

$$\mathbf{ER} = [|\mathbf{R}_0|/\mathbf{R}, |\mathbf{R}_1|/\mathbf{R}, \dots, |\mathbf{R}_{N-1}|/\mathbf{R}]^T \quad (9)$$

Step4 为了减少局部形变对提取特征的影响,选取傅里

叶变换特征的前  $N/2$  个低频分量,构成基于傅里叶变换的特征描述子  $\mathbf{F}_f$ 。

## 4 基于自编码的多特征融合方法与相似度计算

### 4.1 基于自编码器的多特征融合

根据第 3 节设计的算法,提取 CAD 模型的 3 类特征分别为:  $\mathbf{F}_t$  (统计直方图特征)、 $\mathbf{F}_s$  (二维形状分布特征)、 $\mathbf{F}_f$  (傅里叶变换特征)。由于 CAD 模型具有不同种类的图元信息,单一的特征很难对其进行描述。而为了融合多个特征,首先应合成上述 3 类特征向量,从而形成一个组合特征描述子  $\mathbf{F}_{all}$ :

$$\mathbf{F}_{all} = [\mathbf{F}_t, \mathbf{F}_s, \mathbf{F}_f] \quad (10)$$

为了提取更加高效且具有鲁棒性、高分辨力的特征,并对融合特征进行降维压缩,本文设计了一种自编码器的多特征融合算法,该算法通过无监督学习的方法来训练特征融合参数,从而提取 CAD 模型的融合编码特征。

自编码器是一种能够通过无监督学习提取输入信号的高效压缩特征的人工神经网络,由编码器和解码器两部分组成,其网络结构如图 3 所示。

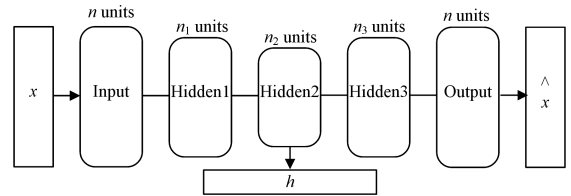


图 3 自编码网络结构

Fig. 3 Autoencoder network structure

从图 3 可以看出,该网络由节点数为  $n$  的输入层、输出层,以及节点数为  $n_1, n_2, n_3$  的 3 个隐藏层组成。其中,隐藏层 hidden2 为编码隐藏层,网络的训练目标是期望输入  $x$  与输出  $\hat{x}$  的误差最小。网络的层与层之间采用全连接的方式,激活函数采用 *sigmoid* 函数:

$$S(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (11)$$

编码器由两层的全连接层组成,通过编码器可以将输入信号映射为编码隐藏层的输出  $h$ ,设编码器的权重矩阵及偏置值为  $W_1, W_2, b_1, b_2$ ,则编码器可表示为:

$$h = S(W_2 \cdot S(W_1 x + b_1)) + b_2 \quad (12)$$

解码器的结构与编码器的结构相似,它的作用是将隐藏的编码输出  $h$  复原为解码输出  $\hat{x}$ ,设解码器权重矩阵及偏置值为  $W_1', W_2', b_1', b_2'$ ,则解码器可表示为:

$$\hat{x} = S(W_2' S(W_1' h + b_1')) + b_2' \quad (13)$$

设自编码网络的权值和阈值的参数集为  $\theta = \{W_1, W_2, b_1, b_2; W_1', W_2', b_1', b_2'\}$ ,则目标函数可表示为:

$$\theta = \arg \max \text{Loss}(x, \hat{x}) = \|x - \hat{x}\| \quad (14)$$

通过 BP 算法调节网络参数,不断地迭代至满足收敛条件  $\|x - \hat{x}\| \leq \epsilon$ ,其中  $\epsilon$  为设定的误差阈值。此时,隐藏层的输出  $h$  保留了输入信号  $x$  的隐含编码特征,且该特征维数更小,并具有高效性。

本文基于图 3 所示的自编码器,将组合特征向量  $\mathbf{F}_{all}$  作为输入来训练该网络,使得隐层的输出包含组合特征向量  $\mathbf{F}_{all}$

的压缩编码信息,从而将其映射为多特征融合的融合编码特征向量,记为  $F_C$ 。

#### 4.2 相似度计算及检索算法

本文提出了一种基于差值重构的方法来计算特征之间的相似度,该算法的核心思想在于:如果检索模型与待检索模型的相似度较高,则两者的编码特征向量的差值向量较稀疏,且将差值向量作为输入通过解码器的输出重构误差向量  $\Delta L$ ,会有较大的稀疏性。基于该原理设计的检索算法如算法1所示。

##### 算法1 基于重构误差稀疏性的检索算法

输入:待检索 CAD 模型 T,检索结果返回模型个数 N

输出:与待检索 CAD 模型 T 相似度最大的 N 个模型

初始条件:包含两个以上模型的 CAD 模型库

Step1 计算 T 与模型库任一模型 T' 的编码特征  $F_c$  与  $F_c'$ ,并计算两者的差值向量  $\Delta F_C = (F_c' - F_c)$ 。

Step2 将差值向量放入解码器中进行误差重构,由式(13)可以生成两个向量的特征编码误差的重构误差向量  $L_R$ ,其长度等于输入层及输出层的节点数  $n$ 。

Step3 计算重构误差  $L_R$  的稀疏度平均值  $\hat{L}_R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_R^i$ ,本文采用 Kullback-Leibler 散度来衡量重构误差的稀疏度:

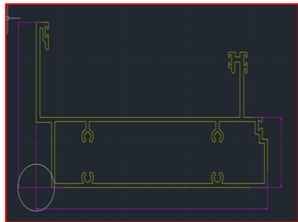
$$D_{KL}(\rho \parallel \hat{L}_R) = \rho \cdot \log \frac{\rho}{\hat{L}_R} + (1-\rho) \log \frac{1-\rho}{1-\hat{L}_R} \quad (15)$$

其中,  $\rho$  为稀疏参数,一般取值为 0.05。

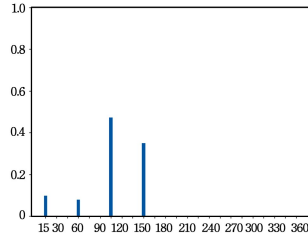
Step4 由式(16)计算待检索模型与检索模型的相似度:

$$SIM(T', T) = \frac{1}{1 + D_{KL}(\rho \parallel \hat{L}_R) \cdot \|\Delta F_C\|_2} \quad (16)$$

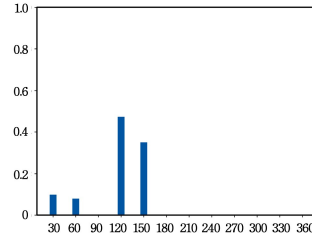
Step5 重复上述步骤,计算数据库中的所有模型与检索模型的相似度,并依据相似度大小来进行降序排列。



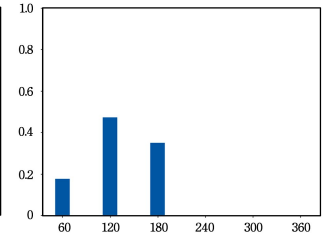
(a) 190A020 模型



(b) 24 维  $F_{24}$



(c) 16 维  $F_{16}$



(d) 6 维  $F_6$

图4 基于统计直方图的特征

Fig. 4 Features based on statistical histogram

由该特征来计算 CAD 模型的相似度,对模型库中的模型进行检索,不同划分角度区间下模型检索的效果如图5及表3所示。

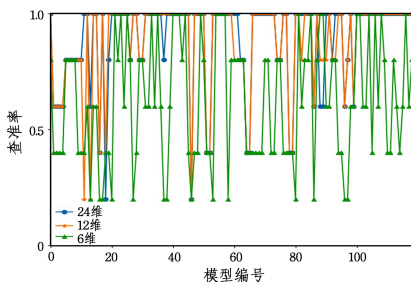


图5 不同维数下的基于统计直方图特征的查准率

Fig. 5 Precision of features based on statistical histogram in different dimensions

## 5 实验及结果分析

本文的实验环境是 Windows10, Intel(R) Core(TM) i7-7700K CPU @ 4.20GHz, 运行内存为 16GB。实验选取制造业常用的 DXF 格式二维平面模型为例,共 6 类模型,每类 20 个模型,共 120 个。本文提取由直线和圆弧两类图元统计特征构成的基于统计直方图的特征,以及基于二维形状分布的特征和基于傅里叶变换的特征,最后使用自动编码器融合上述 3 类特征,从而构成融合编码特征。实验采用查准率  $P$  (Precision)、查全率  $R$  (Recall) 和查准-查全率 (Precision-Recall,  $P-R$ ) 曲线、平均查准率 (Average Precision) 作为评价指标,以检索结果的前 10 个模型作为平均查准率的统计依据。相同条件下,查全率、查准率曲线越高,检索效果就越好。

### 5.1 基于统计直方图的特征性能实验

为了提取模型基于统计直方图的直线和圆弧图元特征,对于直线图元,通过读取直线图元数据,计算每一条直线图元与  $x$  轴的倾斜角度,来统计每一个划分角度单位区间内直线图元的累积长度,然后将各区间的累积长度占所有区间累积长度的百分比作为该区间的特征值。而对于圆弧图元,通过读取圆弧图元数据,计算每一个圆弧图元的圆心角度,来统计每一个划分角度单位区间内圆弧图元的累积半径长度,同样将各区间的累积半径长度占所有区间累积半径长度的百分比作为该区间的特征值。最后由式(4)对两者进行加权融合生成基于统计直方图的特征,实验中采用的权值为  $w_1 = 0.6, w_2 = 0.4$ 。

实验以图4(a)所示的编号为 190A020 的 CAD 模型为例,将直线图元与圆弧图元的角度区间分别划分为 6 等分、12 等分、24 等分,并依次提取特征直方图,如图4(b)~图4(d)所示。

表3 不同维数下的基于统计直方图特征的平均查准率

Table 3 Average precision of features based on statistical histogram in different dimensions

特征维数	平均查准率/%
24	89.00
12	88.00
6	62.83

实验表明,划分角度区间越小,模型检索的效果越好,对模型特征的表达越清晰,但划分角度区间过小,会导致特征维数急剧上升,计算内存负载加重,而划分角度区间过大,特征维数会降低,损失某些细节特征,从而影响算法的整体效率。

### 5.2 基于模向量特征

基于模向量的特征描述符包含基于二维形状分布的特征和基于傅里叶变换的特征。

首先读取多段线图元数据来计算质心,并以其为原点,计算每一个划分角度单位区间内质心到多段线图元的最大模向量,从而形成边缘模向量集  $S_R$ 。对于  $S_R$ ,首先计算相邻区间的边缘模向量内积,对其进行归一化处理生成基于二维形状分布的特征  $F_S$ ;其次,计算集合中各个向量的模,采用离散傅里叶变换,并截取  $1/2$  频域的低频向量特征作为基于

傅里叶变换的特征  $F_f$ 。

实验采用图 4(a)所示的模型,将模向量的角度区间划分为 6 等分、12 等分、24 等分,提取不同维数的  $F_S$  及  $F_f$  两种特征的特征向量直方图,如图 6、图 7 所示。不同等分角度区间下两种特征模型检索效果及平均查准率如图 8、图 9 及表 4、表 5 所示。

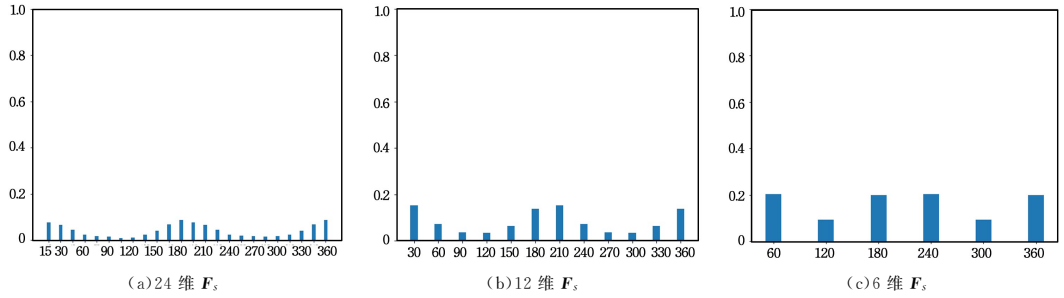


图 6 基于二维形状分布的特征

Fig. 6 Features based on two-dimensional shape distribution

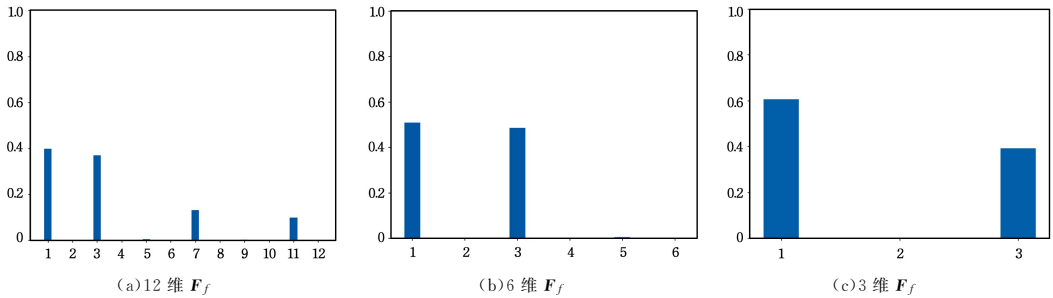


图 7 基于傅里叶变换的特征

Fig. 7 Features based on fourier transform

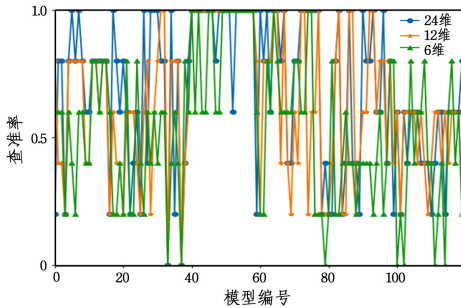


图 8 不同维数的基于二维形状分布特征的查准率

Fig. 8 Precision of feature based on two-dimensional shape distribution in different dimensions

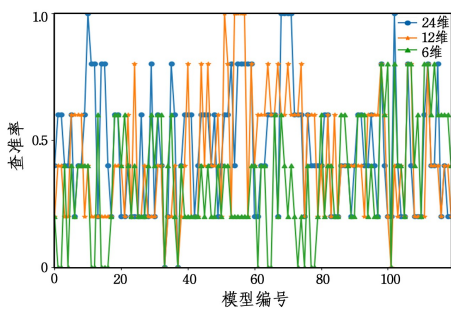


图 9 不同维数的基于傅里叶变换特征的查准率

Fig. 9 Precision of feature based on Fourier transform in different dimensions

表 4 不同维数的基于二维形状分布特征的平均查准率

Table 4 Average precision of features based on two-dimensional shape distribution in different dimensions

特征维数	24	12	6
平均查准率/%	69.17	64.5	53.67

表 5 不同维数的基于傅里叶变换特征的平均查准率

Table 5 Average precision based on Fourier transform features in different dimensions

特征维数	12	6	3
平均查准率/%	47.33	43.5	34.17

### 5.3 基于自编码器的融合编码特征提取性能实验

通过以上实验可以发现,提取的 3 种特征在单一特征的检索精度上仍有进一步的提升空间。为了融合上述 3 种特征并输出不同维数的深度融合编码特征,对图 3 所示的自编码网络的隐藏层设置不同的节点数。为了探索融合编码特征的可区分性,实验提取图 4(a)模型及相同类别模型和不同类别,模型的特征作为对比。图 10—图 12 分别为不同模型经过自编码器编码形成的 60 维、30 维及 15 维的融合编码特征。通过对比可以发现,不同类别的特征向量具有明显的差异,而相同类别的特征向量的分布相似。但是,特征压缩后继数过小会造成数据损失,导致不同类别特征的差异性弱化,因此使得整体的模型查准率下降,如图 13 及表 6 所示。通过对比可以发现,特征经过自编码器编码后的融合编码特征实现

了较好的检索效果,相比单一的特征检索效果有所提高,说明

通过自编码器进行特征融合的效果较好。

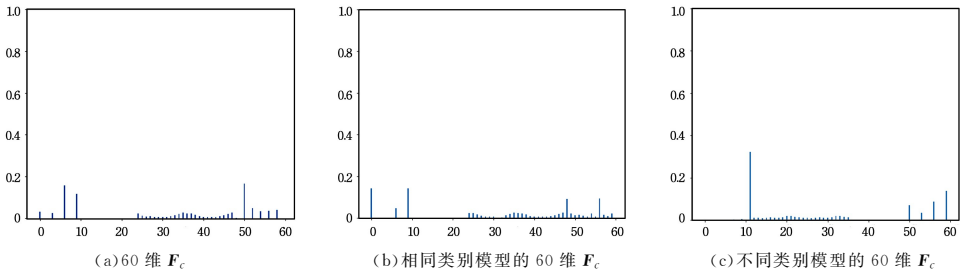


图 10 60 维基于融合编码的特征

Fig. 10 Feature of 60 dimensions based on encoded fusion

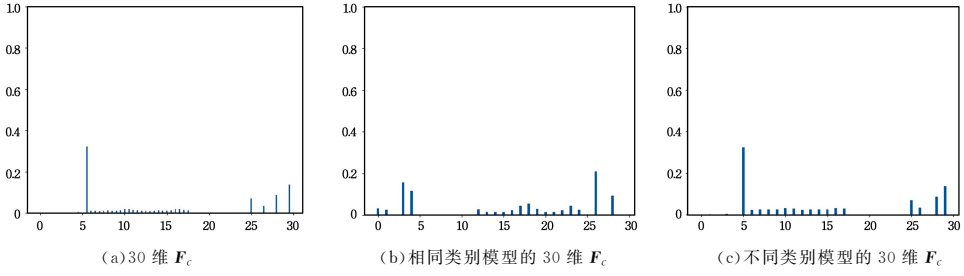


图 11 30 维的融合编码的特征

Fig. 11 Feature of 30 dimensions encoded fusion

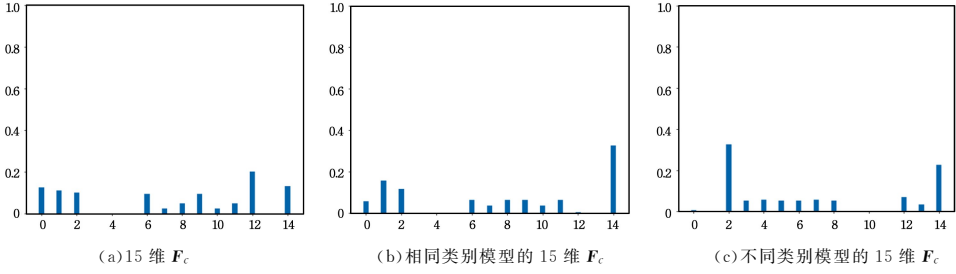


图 12 15 维基于自编码器的融合编码特征

Fig. 12 Feature of 15 dimensions based on encoded fusion

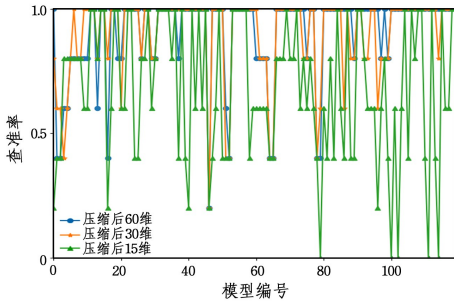


图 13 不同维数的融合编码特征的查准率

Fig. 13 Precision of encoded fusion features in different dimensions

表 6 不同维数的融合编码特征的平均查准率

Table 6 Average precision of encoded fusion features in different dimensions

特征维数	平均查准率 %
60(压缩后)	90.62
30(压缩后)	89.34
15(压缩后)	67.79

5.4 检索结果

为了验证算法的性能,设置自编码网络的迭代次数为 100000。考虑到观察不同的编码维数对检索性能的影响,图 14 给出了特征维数分别为 60,30,15 时的查准率曲线、查全率曲线、查准率-查全率曲线。

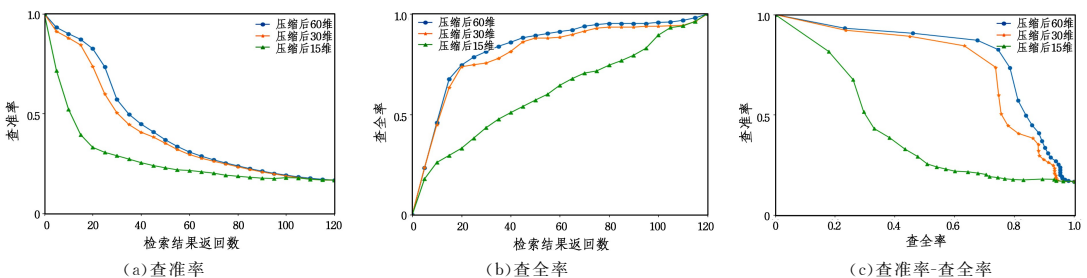


图 14 不同编码长度的结果对比

Fig. 14 Results comparison of different coding lengths

随着基于自编码的融合特征维数的增加,查准率和查全率逐渐增加,检索性能有所提高。由于编码信息没有充分获取原始图纸特征向量的特征信息,特征维数较小时比较大时查准率偏低,但平均查准率仍大于 67.79%,说明本文算法在不同的编码长度下检索的整体性能较好。图 15 为选用两类不同的二维工程 CAD 图纸的检索结果示例图,其中图 15(a)显示有一个不相关的检索,图 15(b)显示有两个不相关的检索。

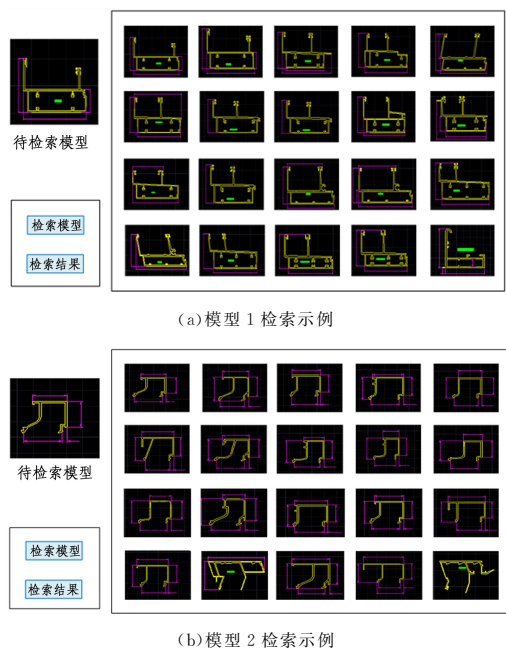


图 15 检索结果的示例图

Fig. 15 Sample graph of retrieval results

**结束语** 针对制造过程中二维 CAD 模型端到端的检索问题,本文提出了一种面向 DXF 源文件的基于自编码器多特征融合的 CAD 模型检索方法。该方法通过对 CAD 模型的 DXF 文件格式进行解析,可以方便地提取 CAD 模型中的各类图元信息。针对图元信息的内容特征,提出的基于统计直方图、二维形状分布法和离散傅里叶的方法可以有效地提取直线、圆弧以及多段线这 3 类图元特征。通过非监督学习的方法对上述 3 种特征进行融合,改善了单一特征的局限性。采用误差重构的相似度方法可以更准确地衡量模型间的相似度,能更好地实现模型检索。实验结果表明,提出算法具有较强的鲁棒性,对于二维 CAD 模型检索具有较高的检索精度。本文是在二维平面 CAD 模型的基础上进行研究的,未来的研究将进一步探索面向三维 CAD 模型的检索算法,为构建一种端到端的三维 CAD 检索系统奠定了基础。

## 参考文献

[1] JEON S M, LEE J H, HAHM G J, et al. Automatic CAD model retrieval based on design documents using semantic processing and rule processing[J]. *Computers in Industry*, 2016, 77 (C): 29-47.

[2] YU W D, HSU J Y. Content-based text mining technique for

retrieval of CAD documents[J]. *Automation in Construction*, 2013, 31: 65-74.

[3] CHEN Q, YU Y M. 3D CAD Model Retrieval Based on Feature Fusion[J]. *Advanced Materials Research*, 2013, 765-767: 316-319.

[4] YE Y, ZHANG Q, SU Z Y. Retrieval of 2D Engineering CAD Drawings Based on Hashing[J]. *Journal of Graphics*, 2018, 39(5): 963-969.

[5] SUN C L, NING D Y, XIONG W, et al. Feature-based CAD model retrieval technique in engineering field[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2014, 20(4): 747-754.

[6] RUMELHART D E, HINTONGE, WILLIAMS R J, et al. Learning representations by back-propagating errors[J]. *Nature*, 1988, 323(6088): 696-699.

[7] SHI X Y, YU L, TIAN S W, et al. Research on Classification of Oral Bioavailability Based on Deep Learning[J]. *Computer Science*, 2016, 43(4): 260-263.

[8] ZHAO X, QIANG Y, GE L. Pulmonary Nodule Diagnosis Using Dual-modal Denoising Autoencoder Based on Extreme Learning Machine[J]. *Computer Science*, 2017, 44(8): 312-317.

[9] ZENG X Y, YANG Y, WANG S Y, et al. Hybrid Recommendation Algorithm Based on Deep Learning[J]. *Computer Science*, 2019, 46(1): 126-130.

[10] HINTON G E, OSINDERO S, TEH Y W, et al. A fast learning algorithm for deep belief nets[J]. *Neural Computation*, 2006, 18(7): 1527-1554.

[11] BENGIO Y, LAMBLIN P, DAN P, et al. Greedy layer-wise training of deep networks[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2007, 19: 153-160.

[12] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and Composing Robust Features with Denoising Autoencoders[C] // *International Conference on Machine Learning*. ACM, 2008: 1096-1103.

[13] KINGMA D P, WELING M. Auto-Encoding Variational Bayes[C] // *International Conference on Learning Representations*. Banff, 2014.

[14] REZENDE D J, MOHAMED S, WIERSTRA D. Stochastic Backpropagation and Approximate Inference in Deep Generative Models[C] // *International Conference on Machine Learning*. ACM, 2014: 1278-1286.

[15] MA G, YANG X, ZHANG B, et al. Multi-feature Fusion Deep Networks[J]. *Neurocomputing*, 2016, 218: 164-171.

[16] KANG M, JI K, LENG X, et al. Synthetic Aperture Radar Target Recognition with Feature Fusion Based on a Stacked Autoencoder[J]. *Sensors*, 2017, 17(1): 192.

[17] DAI Y L, HE L, HUANG Z C. Unsupervised Image Hashing Algorithm Based on Sparse-autoencoder[J]. *Computer Engineering*, 2019, 45(5): 222-225, 236.

[18] ZHOU Y, ZENG F Z, YANG Y W. 3D Model Retrieval Algorithm Based on Multi Feature Fusion[J]. *Computer Science*, 2016, 43(7): 303-309.