

基于哈希的二维工程 CAD 图纸检索技术

叶 颖, 张 琪, 苏智勇

(南京理工大学自动化学院, 江苏 南京 210094)

摘 要: 针对企业在设计创新过程中大量采用已有计算机辅助设计(CAD)图纸进行设计重用的情况, 提出了一种基于哈希的二维工程 CAD 图纸检索方法。首先基于环形分割算法提取工程 CAD 图纸中每个组件对象几何特征; 基于传统 LBP 算子提出了一种局部拓扑矢量量化模式(T-LVQP), 实现对各个组件拓扑特征的提取; 然后基于协方差描述符融合几何特征和拓扑特征, 通过 LBG 算法将所有组件按照几何特征分组后得到工程 CAD 图纸的特征向量表达; 最后通过迭代量化哈希算法生成图纸的哈希序列。实验结果表明, 该算法检索速度快、准确度高, 对于二维工程 CAD 图纸具有较好的检索效果。

关 键 词: 工程 CAD 图; 检索; 环形分割; 局部拓扑矢量量化模式; 特征融合; 迭代量化哈希
中图分类号: TP 391 **DOI:** 10.11996/JGj.2095-302X.2018050963
文献标识码: A **文章编号:** 2095-302X(2018)05-0963-07

Retrieval of 2D Engineering CAD Drawings Based on Hashing

YE Ying, ZHANG Qi, SU Zhiyong

(School of Automation, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China)

Abstract: In the process of design innovation, a large number of companies use existing computer aided design (CAD) drawings as the basis for design reuse. In this paper, hash algorithm is applied to the retrieval of 2D engineering CAD drawings. The algorithm extracts geometry features of each component in the engineering CAD drawing based on ring partition, and the topology of local vector quantization pattern (T-LVQP) is proposed to extract the topological features of each component based on LBP operator. Then, all components in the drawings are classified into groups according to geometric features by the LBG algorithm, and the feature vector of each drawing is obtained via fused features based on the co-variance descriptor. Finally, the Hash sequence is generated by iterative quantization Hashing. The experimental results show that the algorithm has good performance in speed and accuracy for the retrieval of 2D engineering CAD drawings.

Keywords: engineering CAD drawings; retrieval; ring partition; topology-local vector quantization pattern; feature fusion; iterative quantization Hashing

随着计算机辅助设计(computer aided design, CAD)技术在机械、建筑、工程建设、石油化工等领域的广泛应用, 各单位累积了数目庞大的 CAD 图纸。企业在进行新产品的设计开发时, 很大程度

依赖于已有的图纸。面对越来越多的工程图纸信息资料, 快速、准确地查找对符合用户意图的设计图纸, 重用已有的设计知识, 缩短设计周期, 在企业的研发创新过程中占据重要意义。因此, CAD 图纸

收稿日期: 2018-02-05; 定稿日期: 2018-04-18

第一作者: 叶 颖(1995-), 女, 江苏南京人, 硕士研究生。主要研究方向为计算机图形学。E-mail: 2267008861@qq.com

通信作者: 苏智勇(1981-), 男, 江苏泰州人, 副教授, 博士。主要研究方向为计算机图形学、计算机视觉、图像与视频处理等。

E-mail: suzhiyong@njust.edu.cn

检索也成为近年来的研究热点。

CAD 的设计对象可以分为产品、工程^[1]。两者的研究侧重点有所不同^[2]：前者偏重精确表达设计对象的几何形状和尺寸，注重细节的描述；后者图纸中的构件数量巨大，拓扑连接关系复杂，偏重宏观模型的研究，对几何形体的要求不高。比如在工厂设计中，重点在于整个工厂的结构和拓扑描述，要求准确表达设备、元件、管子在空间中的位置关系，这与传统机械 CAD 有显著区别。

近年来国内外学者把基于内容的检索方法引入 CAD 领域，利用图形视觉特征实现 CAD 图形检索。文献[3]通过图形轮廓匹配方法实现 CAD 图形检索；FONSECA 和 JORGE^[4]把工程图形的匹配问题转变成图的搜索问题。从图形的空间结构角度出发：宋海玉等^[5]提出了根据各个实体间的拓扑关系把图纸分割成一系列的子图，再对子图间的空间关系进行检索；邱丽丽^[6]提出了一种基于拓扑属性树的矢量工程图检索方法。通过以上分析可知，当前 CAD 图纸检索研究对象主要是针对产品设计，且没有一种通用的检索方法适用于二维工程 CAD 图纸。

本文将工程 CAD 图纸检索与哈希技术相结合，提出一种基于哈希的二维工程 CAD 图纸检索框架，采用环形分割和改进的局部拓扑矢量量化模式 T-LVQP 算子提取对象的几何和拓扑特征，基于协方差描述符进行特征融合，生成散列实现图纸检索。本文在无监督哈希方法中选择迭代量化哈希算法，基本思想是用主成分分析(principal component analysis, PCA)对数据进行降维，通过迭代学习一个旋转矩阵使得量化误差最小。该算法同时考虑了二进制编码的紧凑性和二进制编码量化误差的最小化，提高了检索的准确度。

1 工程 CAD 图纸特征提取

工程 CAD 图纸检索的流程如图 1 所示，主要分为图纸特征提取、特征融合、检索 3 个部分。特征提取包括了对对象的几何特征以及其周围连接对象的拓扑特征的提取；特征融合生成图纸的特征向量表达；构造哈希函数将原始特征向量映射到汉明空间生成二进制哈希码，最后计算哈希码之间的汉明距离实现工程 CAD 图纸的检索。

1.1 几何特征提取

本文应用环形分割^[7]对工程 CAD 图纸中的对

象在其图像空间上提取几何特征。图 2 中对象的内切圆区域内，以图像中心为圆心分成了面积相同的 4 个圆环，由于旋转操作以图像中心作为坐标原点，而内切圆中的像素保持不变，因此提取的几何特征具有旋转不变性。

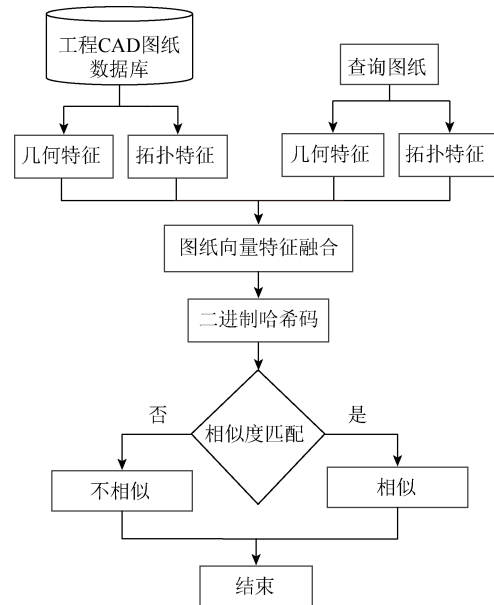


图 1 二维工程 CAD 图纸检索框架流程图

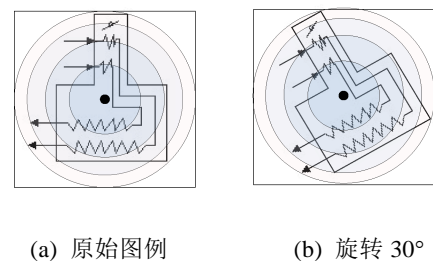


图 2 环形分割示意图

环形分割的具体操作步骤如下：

设图片尺寸为 $m \times m$ ， n 为圆环个数， r_k 表示从小到大第 $k(k=1, 2, \dots, n)$ 个圆环的半径， R_k 表示第 k 个圆环集合中的所有像素点。显然 $r_n = m/2$ ，内切圆面积 $A_n = \pi r_n^2$ ，每个圆环的面积为 $\bar{A} = A_n/n$ ，圆环半径 r_k 计算式为

$$r_k = \sqrt{k\bar{A}/\pi} \quad (k=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

中心点的坐标为 (x_0, y_0) ，令 $p_{i,j}(x_i, y_i)$ 为归一化图像第 i 行和第 j 列的像素值，通过比较每个像素点 $p_{i,j}(x_i, y_i)$ 与图像中心 (x_0, y_0) 的距离，将所有像素点划分到不同的圆环集合内，即

$$R_1 = \{p(x, y) \mid d_{x,y} \leq r_1\} \quad (2)$$

$$R_k = \{p(x, y) | r_{k-1} \leq d_{x,y} \leq r_k\} \quad (k=2,3,\dots,n) \quad (3)$$

为了有效地描述圆环的视觉内容, 选取均值、方差、偏度值、峰度值 4 个统计特征, 定义为

$$\mu_k = \frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} R_k(i) \quad (4)$$

$$\delta_k = \frac{1}{m_k - 1} \sum_{i=1}^{m_k} (R_k(i) - \mu_k)^2 \quad (5)$$

$$s_k = \frac{\frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} (R_k(i) - \mu_k)^3}{\left(\frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} (R_k(i) - \mu_k)^2 \right)^{3/2}} \quad (6)$$

$$w_k = \frac{\frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} (R_k(i) - \mu_k)^4}{\left(\frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} (R_k(i) - \mu_k)^2 \right)^2} \quad (7)$$

其中, m_k 为 R_k 中的像素个数的总数; $R_k(i)$ 是 R_k 的第 i 个元素, 则第 k 个圆环的几何特征可以由一个特征向量 v_k 表示, 即

$$v_k = [\mu_k, \delta_k, s_k, w_k]^T \quad (8)$$

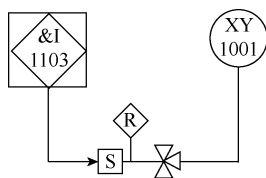
工程 CAD 图纸中对象的几何特征 v_i^g 可以表示为一个包含 $4 \times n$ 个元素的特征向量。

$$v_i^g = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in}] \quad (9)$$

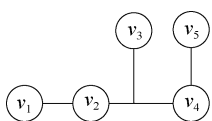
其中, v_i^g 中 g 为几何属性; i 为第 i 个组件。

1.2 拓扑特征提取

拓扑特征提取是检索的关键所在。拓扑特征值仅取决于组件对象及其周围对象的连接关系^[8]。图 3 是工程 CAD 图纸局部及组件局部拓扑示意图。



(a) 流程工厂 CAD 模型局部图



(b) 组件局部拓扑图

图 3 工程 CAD 局部图纸和组件局部拓扑图

LBP 算子和许多改进的 LBP 方法提取局部纹理特征有较好的结果, 但仍然存在局限性^[9]: 将邻域像素量化为二进制模式时对噪声十分敏感且鲁棒性较弱, LBP 算子中差分矢量的幅值信息被丢弃等。PAN 等^[10]提出了一个更为有效的局部矢量量化模式(local vector quantization pattern, LVQP)方法, 生成更全面的局部描述符, 对输入图像生成每个像素的差分矢量, 并将最佳匹配码字的索引赋值给其像素点作为 LVQP 值。

基于 LVQP 算子, 本文提出了一种描述工程 CAD 图纸中组件连接关系的拓扑特征的 T-LVQP 算子。T-LVQP 算子值取决于组件的几何特征和局部拓扑连接关系, 最大可能的保留了中心组件和其邻接组件之间的局部结构信息。T-LVQP 算子以工程 CAD 图纸中组件的几何特征向量作为阈值, 将拓扑连接组件的差分向量按照一定方向串联生成。LVQP 算子的中心像素点相当于工程 CAD 图纸中的组件, 其周围拓扑连接的组件作为邻域像素点, 像素点的灰度值对应组件的几何特征值。在 T-LVQP 中, 矢量量化的同时保存差分矢量的符号和幅值信息, 通过 LBG 算法^[10]训练来自不同类型的局部拓扑差分向量生成码本。每个差分向量在码本中找到其最佳的匹配码字, 其中码字索引定义为 T-LVQP 算子值。当像素值受到噪声干扰时, 通过计算最小欧氏距离寻找最佳匹配码字的方法可以有效克服这些影响。图 4 是 T-LVQP 算子的生成示意图。

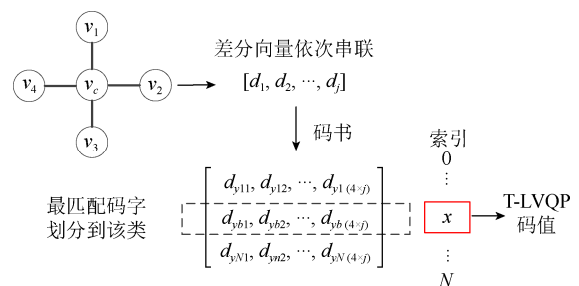


图 4 T-LVQP 算子生成示意图

2 哈希值的生成

得到二维工程 CAD 图纸所有对象的几何特征和基于 T-LVQP 算子的拓扑特征后, 通过对工程 CAD 图纸中的对象进行分类并基于协方差描述符对图纸每一类的联合特征表达矩阵进行特征融合, 生成图纸的最终特征表达形式。

2.1 对象分类

基于几何特征将所有组件通过 LBG 算法^[11]分为 N 类。将每个组件的几何特征与所有码字进行比较, 即

$$d(\mathbf{v}, \mathbf{C}_i) = \|\mathbf{v} - \mathbf{C}_i\|^2 = \sum_{j=1}^n (\mathbf{v}_j - \mathbf{C}_{ij})^2 \quad (10)$$

其中, $d(\mathbf{v}, \mathbf{C}_i)$ 为失真测度; \mathbf{v} 为组件的几何特征; \mathbf{C}_i 为码书中的码字的几何特征; n 为几何特征的维数。根据最近邻规则把该组件划分到 $d(\mathbf{v}, \mathbf{C}_i)$ 最小的码字所属的种类。

2.2 协方差矩阵特征融合

对工程 CAD 图纸的组件进行分类后, 每一类中的组件个数为 x 个, 对于每个组件 o_i 构造特征向量为

$$\mathbf{V}_i = [\mathbf{v}_i^g, \mathbf{v}_1^g, \dots, \mathbf{v}_4^g, \text{num}, \mathbf{v}_i^t]_{l \times l} \quad (11)$$

其中, \mathbf{v}_i^g 为组件的几何特征值; $\mathbf{v}_1^g \sim \mathbf{v}_4^g$ 为按从小到大排列的组件的几何特征值, num 为组件周围拓扑相连的元件个数, 如果周围相连元件个数不足 4 个时, 则 \mathbf{v}_i^g 默认为 0, \mathbf{v}_i^t 为该组件的拓扑特征即 T-LVQP 值。特征向量 \mathbf{V}_i 的维数 l 为 $(5 \times 4 \times k + 2)$, k 为圆环个数。图纸的特征矩阵为

$$\mathbf{M} = [\mathbf{M}_1, \mathbf{M}_2, \dots, \mathbf{M}_n]^T \quad (12)$$

其中, 每一个分组的矩阵 \mathbf{M}_i 为

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_1: \mathbf{v}_{11}^g, & \dots, & \mathbf{v}_{14}^g, & \text{num}_1, & \mathbf{v}_1^t \\ \mathbf{V}_2: \mathbf{v}_{21}^g, & \dots, & \mathbf{v}_{24}^g, & \text{num}_2, & \mathbf{v}_2^t \\ & & \vdots & & \\ \mathbf{V}_x: \mathbf{v}_{x1}^g, & \dots, & \mathbf{v}_{x4}^g, & \text{num}_x, & \mathbf{v}_x^t \end{bmatrix}_{x \times l} \quad (13)$$

本文基于协方差矩阵对不同组件个数的分组中的特征向量进行处理, 生成尺寸相同的特征向量紧凑表达, 巧妙解决样本尺度不统一的问题, 并融合多个特征获得更好的效果^[12]。计算公式为

$$\mathbf{M}_{i(x)} = \frac{1}{x-1} \sum_{i=0}^{x-1} (\mathbf{V}_i - \mu)(\mathbf{V}_i - \mu)^T \quad (14)$$

其中, $\mathbf{M}_{i(x)}$ 是一个 $l \times l$ 的对称正定矩阵; μ 是图纸中所有组件联合特征向量集合的平均值。提取协方差矩阵的上三角矩阵中的元素, 得到一个新的向量 $(m_{11}, m_{12}, \dots, m_{1l}, m_{22}, \dots, m_{2l}, \dots, m_{ll})$, 为 $1 \times (l+1)/2$ 维。

最后, 将 N 个分组的特征向量按分组的固定顺序串联, 得到最终的二维工程 CAD 图纸的特征向量 \mathbf{V}_M , 即

$$\mathbf{V}_M = [\mathbf{V}_{M_1}, \mathbf{V}_{M_2}, \dots, \mathbf{V}_{M_N}]^T \quad (15)$$

2.3 迭代量化

迭代量化哈希算法通过投影映射对数据进行旋转获得哈希编码, 由哈希编码矩阵和正交投影矩阵对数据进行反复的迭代旋转, 使得旋转后各方向的方差保持平衡^[13], 在实际应用中提高了检索的精确度^[14]。

本文采用 PCA 对原始特征数据进行降维。设原始数据集 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times d}$, n 为数据集个数, d 为数据集维度, 降维后 $\mathbf{V} \in \mathbf{R}^{n \times k}$ 。对应汉明空间中的点为 $\text{sgn}(\mathbf{v}) = \{-1, 1\}^k$, 编码过程中的量化误差为 $\min \|\text{sgn}(\mathbf{v}) - \mathbf{v}\|^2$ 。设 \mathbf{B} 为编码后的二进制矩阵, 量化误差表达为 $\min \|\mathbf{B} - \mathbf{V}\mathbf{R}\|^2$ 。目标函数为

$$\begin{cases} \min J(\mathbf{B}, \mathbf{R}) = \min \|\mathbf{B} - \mathbf{V}\mathbf{R}\|_F^2 \\ \text{s.t. } \mathbf{B} \in \{-1, 1\}^{n \times k}, \mathbf{R}^T \mathbf{R} = \mathbf{I}, \mathbf{R}\mathbf{R}^T = \mathbf{I} \end{cases} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{R} \in \mathbf{R}^{k \times k}$ 正交旋转矩阵; $\mathbf{B} \in \{-1, 1\}^{n \times k}$ 为二进制哈希编码矩阵; $\|\cdot\|_F$ 为 F -范数。迭代量化的步骤如下:

步骤 1. 对正交矩阵 \mathbf{R} 进行随机初始化。

步骤 2. 固定 \mathbf{R} 求解 \mathbf{B} 。 $\mathbf{B} = \text{sgn}(\mathbf{V}) = \text{sgn}(\mathbf{V}\mathbf{R})$ 。

步骤 3. 固定 \mathbf{B} 求解 \mathbf{R} 。对 $k \times k$ 维的矩阵 $\mathbf{B}^T \mathbf{V}$ 求奇异值分解(singular value decomposition, SVD), 如式(17)所示。其中, $\mathbf{\Omega}$ 为对角线为奇异值的对角矩阵, \mathbf{R} 为最优解。

$$\mathbf{B}^T \mathbf{V} = \mathbf{S}\mathbf{\Omega}\mathbf{S}^T, \mathbf{R} = \mathbf{S}\mathbf{S}^T \quad (17)$$

步骤 4. 返回步骤 2。

经过特征提取和特征融合后, 得到每张图纸的特征向量, 通过迭代量化哈希算法将图纸高维特征向量映射到汉明空间后得到固定长度的哈希序列。

2.4 相似性度量

本文用汉明距离作为哈希序列的相似性测度, 获得待查询的二维工程 CAD 图纸的哈希序列之后, 通过比较待检索图纸的哈希序列与工程 CAD 图纸库中哈希序列的汉明距离来判断两张图纸之间的相似度, 汉明距离 d_h 计算如下

$$d_h = \sum_{i=0}^{len} |h_{ai} - h_{bi}| \quad (18)$$

其中, h_{ai} 和 h_{bi} 分别为两张不同的工程 CAD 图纸的哈希序列; len 为哈希序列的长度; i 为第 i 位数值。通过实验设定阈值 T , 如果 d_h 小于设定阈值, 则判定 h_{ai} 和 h_{bi} 的对应图纸在视觉上是相似的, 反之不相似。

3 实验与结果分析

3.1 几何特征性能实验

实验对 106 个组件在其内切圆区域内, 分别取不同的圆环个数($n=2,4,6$), 提取其几何特征 v_i^g , 其中 g 为特征向量的几何属性, i 为图例库中第 i 个组件($1 \leq i \leq 106$)。每个圆环的内容选取 4 个不同的统计特征进行描述, 对于不同的圆环个数取值 n , 相对应的几何特征的维数是 $4 \times n$, 实验中分别为 8、16、24 维。

计算不同圆环个数下, 106 个组件对几何特征向量的欧氏距离, 即 $106 \times (106 - 1) / 2 = 5565$ 对组件之间的距离。分布结果如图 5 所示, 横坐标表明组件对总数, 纵坐标表示组件对之间的欧式距离。理论上, 圆环 n 越多, 几何特征的维数和准确度也越高, 从而辨别性能越强, 且唯一性越好。但随着圆环个数的增加, 几何特征向量的维数不断增加, 带来更高的计算复杂度且影响后续拓扑特征的计算, 降低整体算法的效率。

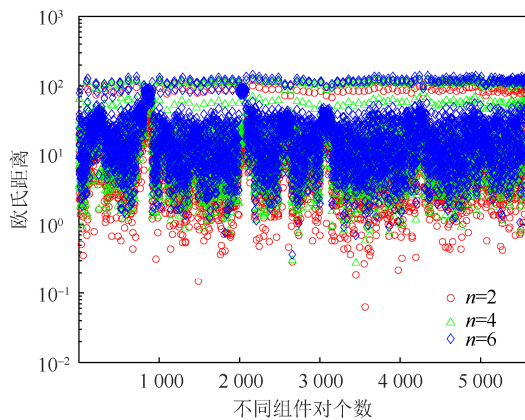


图 5 100 个组件对之间的欧氏距离分布图

从表 1 可以看出, 当 $n=2$ 时, 最小距离为 0.062, 不同组件对象的特征向量值几乎一样, 几何特征区分性较弱; 当 $n=6$ 时, 满足区分性能, 但特征向量维度达到 24 维, 计算复杂度变高。权衡提取几何特征的辨别性能和计算效率, 选取圆环个数 $n=4$, 即几何特征维数是 16 维。

表 1 不同圆环个数下组件对的欧氏距离

| 圆环个数 | 最小值 | 最大值 | 平均值 | 标准差 |
|-------|-------|-------|--------|-------|
| $n=2$ | 0.062 | 46.38 | 9.102 | 6.89 |
| $n=4$ | 0.277 | 76.68 | 13.680 | 10.65 |
| $n=6$ | 0.361 | 96.94 | 18.420 | 16.34 |

3.2 拓扑特征性能实验

选择 40 张不同规模的流程工厂 CAD 图纸, 包含对象个数约为 50、100、300 和 500 的图纸各 10 张。每个组件及其周围连接组件为一个拓扑差分向量训练样本, 总样本大小为 9 500。通过 LBG 算法训练样本并生成码本。图 6 是码书大小为 19、95、190 和 380 时不同迭代次数下的均方差。

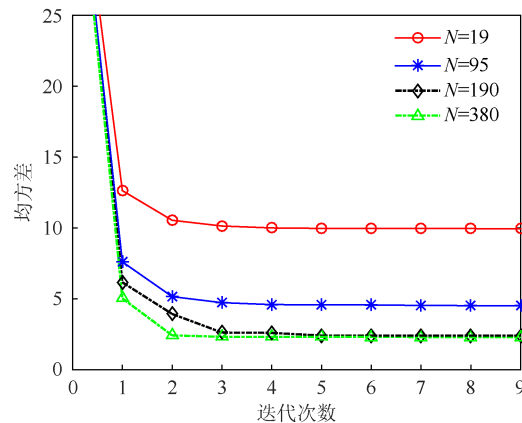


图 6 不同码书大小下均方差和迭代次数的关系

选取图纸中组件对象个数约为 500 的一张工程 CAD 图, 图 7 为图纸中所有组件的 T-LVQP 值。横坐标取决于码本大小, 纵坐标为组件 T-LVQP 值的频率分布。图 7(a)为原始图纸和相似图纸之间 T-LVQP 直方图的差值, 图 7(b)为原始图纸和不同图纸之间 T-LVQP 直方图的差值。可以看出相似图纸的 T-LVQP 直方图分布仍然相似; 不同图纸的 T-LVQP 直方图分布情况差别较大。因此, 本文提出的 T-LVQP 算子具有良好的鲁棒性和辨别性, 能够有效描述工程 CAD 图的拓扑特征。

3.3 检索结果

实验以流程工厂 CAD 图纸为例, 40 张不同规模的工程图纸如上所述, 为生成相似图纸, 对图纸分别进行几类常见的攻击操作, 具体参数设置见表 2。每张测试图纸有 7 个相似版本共生成 280 张相似图纸, 并从图纸库中选择剩余的 280 张图纸作为不相似图纸。实验采用查准率(precision)、查全率(recall)和查准-查全率(precision-recall, P-R)曲线作为评价指标。相同条件下, 查全率、查准率曲线越高, 说明检索效果越好。

为了验证算法性能, 设置迭代次数为 5, 码书大小为 190。考虑到观察不同的哈希码长度对检索性能的影响, 图 8 给出了哈希编码长度分别为 16、32、48、64 位时的查准率曲线、查全率曲线、查全率-查准率曲线和不同编码长度下的平均准确率曲线。

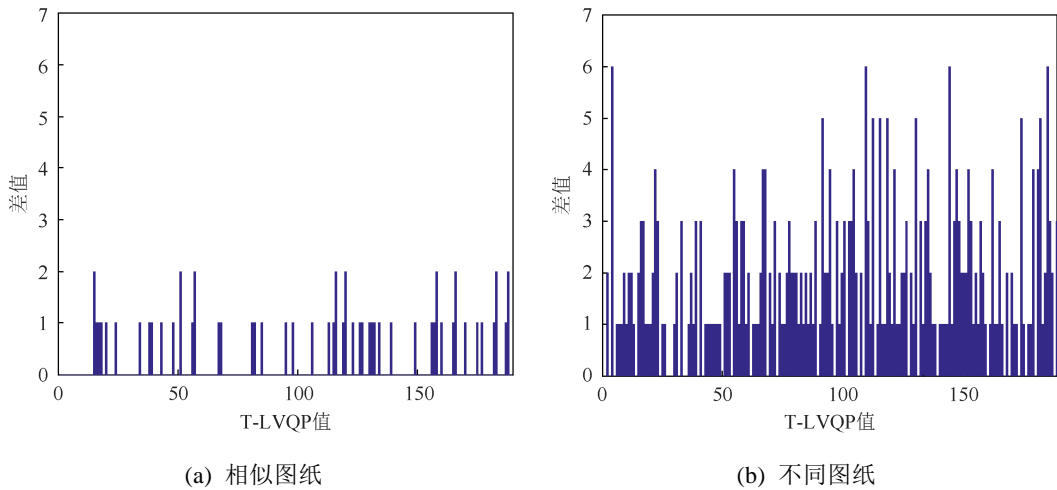


图7 工程CAD图 T-LVQP 直方图

随着编码长度的增加，查准率和查全率随之增加，检索性能有所提高。编码长度较短时查准率相比编码长度较长时偏低，这是因为哈希序列没有充分获取原始图纸特征向量的特征信息，但是平均查准率仍大于 75%，说明本文算法在不同的编码长度下检索整体性能较好。图 9 为二维工程 CAD 图纸检索结果示例图。

表2 不同操作类型及参数设置

| 操作类型 | 参数设置 | 图纸个数 |
|--------|-----------|------|
| 旋转 | 30, 60 | 1 |
| 删除组件 | -5%, -10% | 2 |
| 增加组件 | +5%, +10% | 2 |
| 组件拓扑替换 | 3%, 5% | 2 |
| 总计 | | 7 |

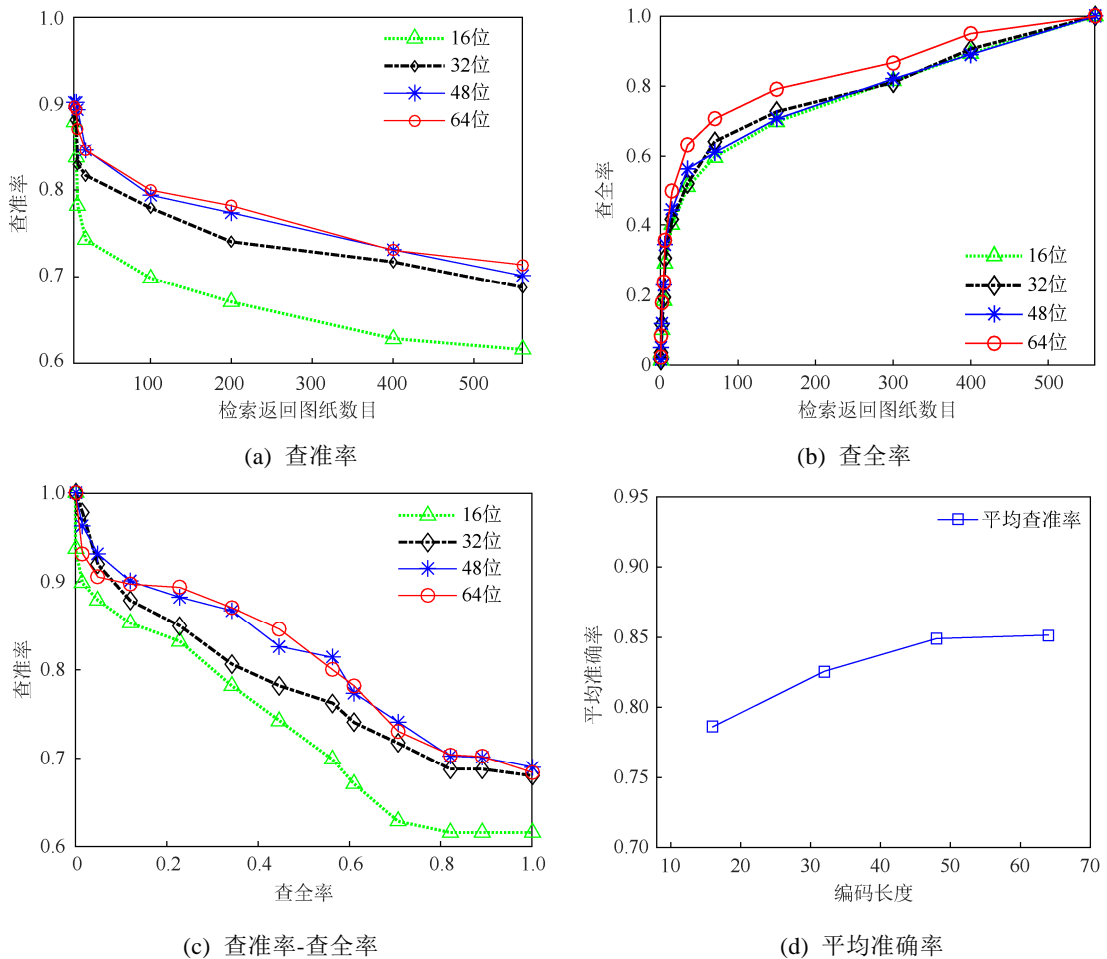


图8 不同编码长度的实验结果

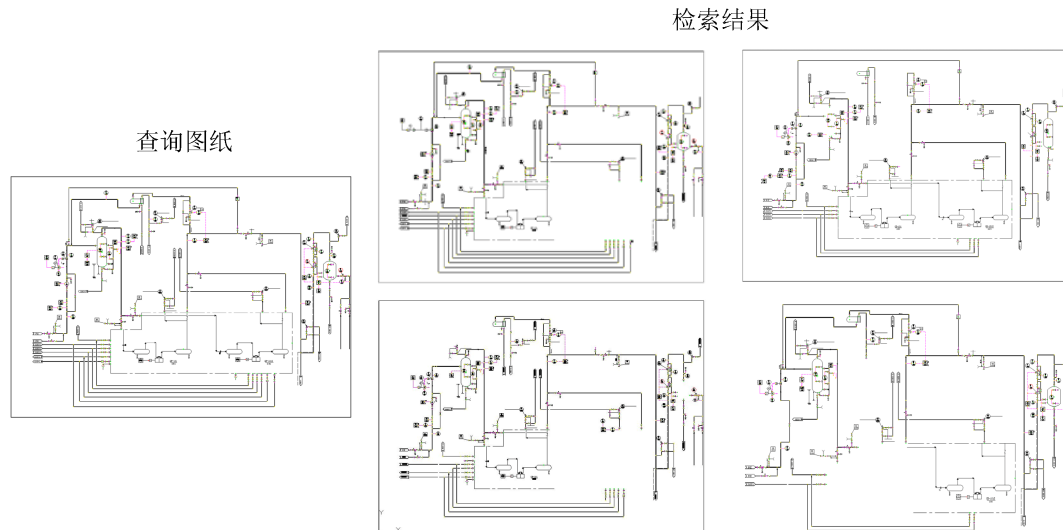


图9 检索结果示例图

4 结束语

本文针对二维工程CAD图纸检索,提出了一种融合几何特征和拓扑特征的二维工程CAD图纸哈希检索方法。针对图纸中组件特征提取的特殊性和数量繁多的元件之间的连接关系,本文分别基于环形分割和拓扑局部矢量量化(T-LVQP)算子描述图纸中对象的几何特征和空间拓扑关系特征,通过实验证明了几何特征的旋转不变性和拓扑特征的性能。对图纸对象进行分组,基于协方差描述符生成联合特征,选择迭代量化哈希算法将原始空间中的特征点保持相似性地映射为二进制哈希码,使得编码误差最小化,提高了检索的准确度。实验结果表明本文所提出的算法框架对于二维工程CAD图纸有较好的检索效果。

参考文献

- [1] 黄晓剑. 工程CAD中的快速绘制技术研究[D]. 北京: 中国科学院计算技术研究所, 2002.
- [2] 唐荣锡. CAD/CAM技术[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 1994: 1-4.
- [3] PARK J H, UM B S. A new approach to similarity retrieval of 2-D graphic objects based on dominant shapes [J]. Pattern Recognition Letters, 1999, 20(6): 591-616.
- [4] FONSECA M J, JORGE J A. Towards content-based retrieval of technical drawings through high-dimensional indexing [J]. Computers & Graphics, 2003, 27(1): 61-69.
- [5] 宋海玉, 王鹏杰, 王玲芬, 等. 基于内容的图纸检索的研究与设计[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(4): 1017-1020.
- [6] 邱丽丽. 基于内容的矢量工程图检索技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2009.
- [7] TANG Z, ZHANG X, LI X, et al. Robust image hashing with ring partition and invariant vector distance [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2015, 11(1): 200-214.
- [8] 周浪, 苏智勇, 唐卫清. 面向二维工程CAD图的拓扑完整性校验算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2017, 29(5): 895-905.
- [9] NANNI L, LUMINI A, BRAHNAM S. Survey on LBP based texture descriptors for image classification [J]. Expert Systems with Applications, 2012, 39(3): 3634-3641.
- [10] PAN Z, FAN H, ZHANG L. Texture classification using local pattern based on vector quantization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(12): 5379-5388.
- [11] LINDE Y, BUZO A, GRAY R M. An algorithm for vector quantizer design [J]. IEEE Transactions on Communications, 1980, 28(1): 84-95.
- [12] TABIA H, LAGA H. Covariance-based descriptors for efficient 3D shape matching, retrieval, and classification [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2015, 17(9): 1591-1603.
- [13] GONG Y, LAZEBNIK S. Iterative quantization: a procrustean approach to learning binary codes [C]// Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Press, 2011: 817-824.
- [14] 张南. 基于深度学习的图像哈希检索[D]. 天津: 天津工业大学, 2017.