

面向制造领域的三视图模型组件快速检索方法研究*

周 燕¹, 曾凡智¹, 卢炎生², 周月霞¹
(1. 佛山科学技术学院 计算机系, 广东 佛山 528000;
2. 华中科技大学 计算机学院, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对在工业设计海量组件库中快速检索特定三维模型组件的问题, 文中结合压缩感知理论给出了一种基于行列与中心点的压缩感知测量过程, 由此提出了一种面向制造领域基于三视图的模型组件快速检索方法。利用压缩感知方法提取各组件的三视图的颜色、纹理等测量特征并存入模型库; 提取待检索组件的三视图压缩测量特征并与模型库中组件三视图的特征进行相似度计算; 对组件三视图间的相似性与中心点的压缩测量特征进行融合, 得出模型组件间的整体相似度并输出匹配检索结果。仿真实验表明, 算法具有较好的检索性能, 在查全率和查准率方面具有一定的优势。

关键词: 压缩感知; 三维模型组件; 三视图; 组件检索; 制造领域

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 0529-6579(2014)04-0062-07

The Research of Fast Retrieval Method for Three-view Model Component in Manufacturing Field

ZHOU Yan¹, ZENG Fanzhi¹, LU Yansheng², ZHOU Yuexia¹

(1. Department of Computer, Foshan University, Foshan 528000, China;
2. School of Computer Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: For solving the problem to quickly retrieve a specific three-dimensional component from massive component library in industrial design, it gives a measurement process based on row and center by combining the compressed sensing theory, and proposes a fast retrieval method for three-view model component in manufacturing field are studied. First, it extracts the measurement features of color and texture from the three-view of each component by compressed sensing method, and saves them into model library. Then, it extracts the measurement features of the three-view component to be retrieved, and matches the similarity with the features of three-view components in model library. Finally, according to the similarity between the three-view of model components, it fuses the measurement features of the center and gets the overall similarity between model components and outputs the retrieval result. Experimental results show this method has better retrieval performance and has certain advantage in recall and precision rate.

Key words: compressed sensing; three-dimensional model; three-view; component retrieval; manufacturing field

随着 3D 模型建模、数字化、可视化技术的进步, 三维模型在机械设计和制造领域的应用越来越

* 收稿日期: 2014-01-28

基金项目: 广东省自然科学基金项目资助项目(S2012010008639, 10152800001000016, 10452800001004185); 广东省教育厅高校优秀青年创新人才培育资助项目(2012LYM_0132); 佛山市科技发展专项基金资助项目(2011AA100051, 20121011010070); 2013年佛山科学技术学院优秀青年创新人才培育项目

作者简介: 周燕(1979年生), 女; 研究方向: 压缩感知, 图像处理; E-mail: zhouyan791266@163.com

广泛,由此产生了海量的产品模型及组件。如何有效地实现面向制造领域的存储、检索与重用这些模型组件,从而达到降低设计成本和缩短产品研发周期,已成为目前制造行业的一个研究热点。随着三维模型组件数量的不断激增,现有搜索引擎难以满足三维模型快速检索要求,迫切需要一种高效的检索方法。基于内容的三维模型检索(content based 3D model retrieval)应运而生^[1-10],从三维模型的基础数据出发,提取能描述其外观等基于内容的特征信息,该技术不仅可用于三维模型的检索,也用于三维物体形状分析、识别与分类。

目前对三维模型的特征提取方法主要有:基于统计的特征提取、基于扩展的特征提取、基于体积的特征提取、基于曲面几何特征提取、基于视图的特征提取、基于图的特征提取等^[7-8],这些方法目前还无法从理论上验证它们对模型特征描述的精确度,更多的是通过查准率和查全率来判断其优劣。特别地,如没有考虑三维深度信息、所提取特征不能完全表达三维模型信息、用户交互操作较难实现。本文结合压缩感知理论和图像检索技术^[11-16],提出一种面向制造领域的三视图模型组件检索方法。首先获得模型库中组件的三视图,然后采用压缩感知方法提取三视图的颜色、纹理等特征并将特征向量存入模型库。其次,检索时提取待检索图像的三视图特征并与模型库中的组件特征进行相似性匹配,最后,结合中心点的压缩测量特征,计算组件的整体相似度并输出检索结果。算法的核心在于首先计算单个视图之间的相似度,然后通过正、侧、俯视图图像的相似度估算出组件的整体相似度。

1 压缩感知理论

1) $x \in R^N$, $x = \sum_{i=1}^N a_i \psi_i = \Psi a$, 若 a_i 是 K 稀疏的,称原始信号 x 是可稀疏的。

2) 选择测量矩阵: $\Phi_{M \times N}$, ($M \ll N$)

$$y = \Phi x = \Phi \Psi a = \Theta a \quad (1)$$

称 y 为 x 的测量值。

3) 当 $M \ll N$ 时,对问题(1)由 y 计算出 a 并得到原始信号 x 是一个未定问题,但当 Θ 满足 RIP 条件时^[11],即对任意 x 是 K 稀疏的,如果满足下列公式:

$$1 - \delta_k \leq \frac{\|\Theta x\|_2^2}{\|x\|_2^2} \leq 1 + \delta_k$$

通过重构系数 a 可以恢复原始信号 x ,其中 δ_k 称为限制等容系数。其解为下列优化问题:

$$\min_a \|a\|_{l_0} \quad s.t. \quad y = \Phi \Psi a \quad (2)$$

4) 问题(2)求解是个 NP-HARD 问题。压缩感知理论指出,在满足一定条件下,即若 Θ 的等容系数 $\delta_{2K} \leq \sqrt{2} - 1$,则(2)的题解与下列问题等价^[14]:

$$\min_a \|a\|_{l_1} \quad s.t. \quad y = \Phi \Psi a \quad (3)$$

问题(3)是一个线性凸优化问题,已经研究了各类算法如单纯形法、基于贪婪迭代 MP 算法、正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法、稀疏自适应匹配追踪(Sparsity Adaptive Matching Pursuit, SAMP)算法等加以求解^[17-18]。

上述压缩感知理论说明,只要选取合适的 Φ ,就能把一个高维的可稀疏信号 $x \in R^N$ 用一个低维测量值 $y \in R^M$ 表示,并且能够重构原始信号。这意味着用测量值可以代表原始信号 x 的压缩感知特征,本文称 y 为原始信号 x 的压缩测量特征。

2 图像压缩感知测量值提取

2.1 基于行列方式的压缩感知测量

文献[15]对压缩感知理论应用于图像快速检索做了有益的探索,其核心思想是把图像的颜色、纹理等特征按照行或者列优先次序形成一个高维列向量,然后采用公式(1)进行压缩测量得到测量值 y ,通过测量值 y 进行图像相似度检索,取得了较好的检索效果。如果能更进一步考虑图像中像素点之间的行、列之间的特征联系及位置关系,使其根据图像特征所计算的测量值 y 代表性更全面,应该能达到更好的检索效果。

针对这一新的思想,以下提出一种基于行列的压缩感知测量过程,同时考虑行、列的相对位置关系,从而提取图像的测量值作为压缩测量特征,其测量过程如下:

1) 设 X 是 $N \times N$ 矩阵,代表图像相应特征的原始二维信号量,记 $X_{N \times N} = (x_{ij})_{N \times N}$;

2) 设 $X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{Ni})^T$ 为矩阵 X 的第 i 列构成的列向量。

3) 矩阵 X 可表达为: $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$ 。

4) 选取测量矩阵: $\Phi_{M \times N} = (\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_N)$,其中 $\Phi_i \in R^M$,测量矩阵 $\Phi_{M \times N}$ 的选取可参考文献[19]中描述的构造方式生成高斯随机矩阵作为测量矩阵。

5) 对 $N \times N$ 的原始信号 X 的每一列作一次列的测量,并保留其相对位置,得到一个 $M \times N$ 矩阵,记为: $\bar{Y}_{M \times N} = (\Phi X_1, \Phi X_2, \dots, \Phi X_N) = \Phi X$,

则其转置矩阵为: $\overline{\mathbf{Y}}_{N \times M}^T = (\Phi \mathbf{X})^T = \mathbf{X}^T \Phi^T = (\overline{Y}_1, \dots, \overline{Y}_M)$, 其中 \overline{Y}_i 是 $\overline{\mathbf{Y}}_{N \times M}^T$ 的第 i 列的列向量, 且 $\overline{Y}_i \in \mathbf{R}^N$ 。

6) 对于 \overline{Y}_i 仍然采用测量矩阵 Φ 进行测量, 即得到一个 $M \times M$ 的矩阵, 记为 $\mathbf{Y}_{M \times M}$, 则:

$$\mathbf{Y}_{M \times M} = (\Phi \overline{Y}_1, \Phi \overline{Y}_2, \dots, \Phi \overline{Y}_M) = \Phi \overline{\mathbf{Y}}_{N \times M}^T = \Phi \mathbf{X}^T \Phi^T \quad (4)$$

其中:

1) 当 $M \ll N$ 时, 采用以上的测量过程 (4), 能够把一个高维的 $N \times N$ 原始信号压缩到一个低维的 $M \times M$ 的测量值。实际应用时, 行、列测量矩阵的选取可以是不同的测量矩阵。

2) 由于图像在小波变换、DCT 变换等变换下具有可稀疏性, 根据第 1 节中 4) 的结论, 当 Φ 满足相应 RIP 条件时, 由产生的测量值 $\mathbf{Y}_{M \times M}$ 能够恢复原始信号 $\mathbf{X}_{N \times N}$ 。

3) 对公式 (4) 产生的测量矩阵 $\mathbf{Y}_{M \times M}$ 称之为原始二维信号 \mathbf{X} 的压缩感知测量特征, 记为:

$$\mathbf{Y} = CS(\Phi, \mathbf{X}) \quad (5)$$

其中 $\mathbf{X}_{N \times N} \in m_{N \times N}(R)$, $\Phi_{M \times N} \in m_{M \times N}(R)$, $\mathbf{Y}_{M \times M} \in m_{M \times M}(R)$, $m_{N \times N}(R)$ 代表实数域 R 上的 $N \times N$ 矩阵集合。

2.2 图像分块压缩感知测量特征提取

采用分块方法提取整幅图像的特征。设原始图像大小为 $L \times L$, 采用 $N \times N$ 像素的小分块对原始图像进行分块, 如图 1 所示。分块行、列数为 $B = L/N$, 则分块总数为 $H = B^2$ 。

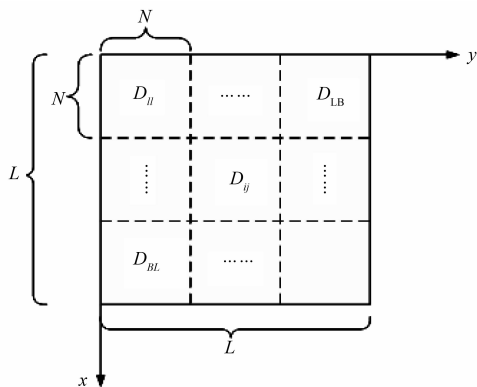


图 1 图像分块示意图

Fig. 1 The schematic diagram of image block

对于分块采用从左到右、从上到下进行编号, 把第 i 行第 j 列分块记为 D_{ij} , 则

$$D_{ij} = \{(x, y) \mid (i-1) * N + 1 \leq x \leq i * N, (j-1) * N + 1 \leq y \leq j * N \text{ 且 } x, y \text{ 都为整数}\}$$

1) 针对 D_{ij} 分块, 与其分块相关的各类特征值如颜色 R (红)、颜色 G (绿)、颜色 B (蓝), 纹理等特征都是定义在 D_{ij} 的一个映射。

三个颜色映射:

$$R: D_{ij} \mapsto R^1; G: D_{ij} \mapsto R^1; B: D_{ij} \mapsto R^1 \quad (6)$$

纹理映射:

$$P: D_{ij} \mapsto R^1$$

其中: 对于纹理特征映射, 选取如下方式:

$$P(i, j) = \#\{(x_1, y_1) \in D_{ij} \mid f(x_1, y_1) = f(i, j)\}, \text{ 其中 } (i, j) \in D_{ij}.$$

$f(x, y)$ 为二维数字图像的灰度函数, 级别为 N_g , $P(i, j)$ 代表空间关系的灰度共生矩阵。颜色特征映射类似。

2) 对于 D_{ij} 上的某类特征如红色分量 R , 通过以下映射形成一个 $N \times N$ 的原始信号表示的矩阵。

定义域 D_{ij} 上与红色分量特征有关的映射如下:

$$MR: (D_{ij}, R(\cdot, \cdot)) \mapsto m_{N \times N}(R) \quad (7)$$

其中:

$$MR = (MR_{lh})_{N \times N};$$

$$MR_{lh} = R((i-1) * N + l, (j-1) * N + h)$$

$1 \leq l, h \leq N$, 函数 $R(\cdot, \cdot)$ 由 (6) 给出。

类似地, 可以定义与其他特征相关的映射:

$$MB: (D_{ij}, B(\cdot, \cdot)) \mapsto m_{N \times N}(R) \quad (8)$$

$$MG: (D_{ij}, G(\cdot, \cdot)) \mapsto m_{N \times N}(R) \quad (9)$$

$$MP: (D_{ij}, P(\cdot, \cdot)) \mapsto m_{N \times N}(R) \quad (10)$$

3) 对于 D_{ij} 分块, 原始信号包含了颜色 (R 、 G 、 B)、纹理等相关信号, 采用公式 (7) - (10) 分别得到 $N \times N$ 的各类原始信号, 采用公式 (5) 得到 $M \times M$ 的各类压缩测量特征值。颜色相关的三个测量特征如下:

$$RY_{ij} = CS(\Phi, MR(D_{ij}, R(\cdot, \cdot))) \quad (11)$$

$$BY_{ij} = CS(\Phi, MB(D_{ij}, B(\cdot, \cdot))) \quad (12)$$

$$GY_{ij} = CS(\Phi, MG(D_{ij}, G(\cdot, \cdot))) \quad (13)$$

公式 (11)、(12)、(13) 分别代表红、蓝、绿三类颜色的压缩感知测量特征。

纹理相关的测量特征如下:

$$PY_{ij} = CS(\Phi, MP(D_{ij}, P(\cdot, \cdot))) \quad (14)$$

其中, 在 (11) - (14) 中, $i, j = 1 \dots B$ 。

2.3 中心点相关的压缩感知测量特征

在三维模型组件中, 往往中心点周围的特征较显著并且反映整个组件的主要特征, 因此, 特别选取中心点附近的区域 D_{00} , 作为与中心点有关的图像压缩感知测量特征区域。设 $P_0(x_0, y_0)$ 是图像的中心点, 中心点附近区域 D_{00} 选取如图 2 所示。其

中 $D_{00} = \{(x, y) \mid 0 \leq |x - x_0| \leq [\frac{N}{2}], 0 \leq |y - y_0| \leq [\frac{N}{2}], \text{且 } x, y \text{ 是整数}\}$

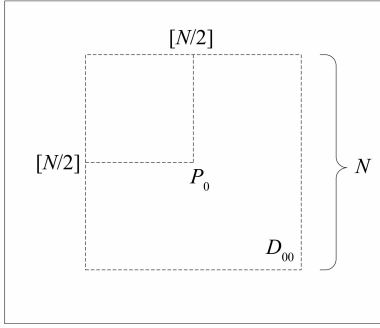


图 2 中心点相关特征窗口图

Fig. 2 The window figure related with center feature

以 $P_0(x_0, y_0)$ 为中心，以 D_{00} 作为原始信号的选取窗口。在该观察窗口上，采用公式 (5) 得到颜色、纹理等原始信号的压缩感知测量特征，记：

$$RY_{00} = CS(\Phi, MR(D_{00}, R(\cdot, \cdot))) \quad (15)$$

$$BY_{00} = CS(\Phi, MB(D_{00}, B(\cdot, \cdot))) \quad (16)$$

$$GY_{00} = CS(\Phi, MG(D_{00}, G(\cdot, \cdot))) \quad (17)$$

$$PY_{00} = CS(\Phi, MP(D_{00}, P(\cdot, \cdot))) \quad (18)$$

3 基于三视图的模型组件检索方法

在工业设计、艺术设计等领域中，由组件或者零件的正、侧、俯视图能够唯一确定一个组件的立体图形。因此，要检索具有相似的两个组件或者零件，只需要比较其相应三视图的相似性，从而检索出具有相似特征的组件或零件。检索算法的核心是：首先给出单个视图之间的相似度，然后通过正、侧、俯视图的相似度估算出组件的整体相似度。

1) 计算两幅三视图图像之间的相似度。

采用以下算法计算两个组件相对应的视图之间的相似度。

算法 1 计算两幅视图之间相似度算法。

输入：测量矩阵 Φ 。

输出：视图图像 T, T' 的相似度 $D(T, T')$ 。

初始化：两幅视图编号，分别记为 T, T' 。初始化各个系数： $\varepsilon_i (i = 1, 2, 3, 4), \varepsilon'_i, \varepsilon''_i, \varepsilon'''_i, \varepsilon''''_i (i = 1, 2)$ 。

方法：

STEP1 对两幅图像按照第 2.2 节描述方式进行分割；

STEP2 选取两幅图像中心点，分别记为 P_0, P'_0 ；

STEP3 按照公式 (11) - (14) 分别计算 T, T' 的颜色、纹理压缩测量特征：

$$RY_{ij} = CS(\Phi, MR(D_{ij}, R(\cdot, \cdot)))$$

$$RY'_{ij} = CS(\Phi, MR(D'_{ij}, R(\cdot, \cdot)))$$

$$BY_{ij} = CS(\Phi, MB(D_{ij}, B(\cdot, \cdot)))$$

$$BY'_{ij} = CS(\Phi, MB(D'_{ij}, B(\cdot, \cdot)))$$

$$GY_{ij} = CS(\Phi, MG(D_{ij}, G(\cdot, \cdot)))$$

$$GY'_{ij} = CS(\Phi, MG(D'_{ij}, G(\cdot, \cdot)))$$

$$PY_{ij} = CS(\Phi, MP(D_{ij}, P(\cdot, \cdot)))$$

$$PY'_{ij} = CS(\Phi, MP(D'_{ij}, P(\cdot, \cdot)))$$

$$(i, j = 0 \dots B)$$

其中：① RY_{ij}, RY'_{ij} 分别表示第一、二幅图像中 D_{ij}, D'_{ij} 分块上的红色分量 R 的压缩感知测量值，其余类推。

② 当 $i = 0, j = 0$ 时，代表与中心点 P_0, P'_0 有关的，并且按照公式 (15) - (18) 计算压缩感知测量特征。

STEP4 计算并归一化处理：

$$LR = \frac{\varepsilon'_1 \left(\sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^B \|RY_{ij} - RY'_{ij}\|_2^2 \right) + \varepsilon'_2 \|RY_{00} - RY'_{00}\|_2^2}{\sum_{i=0}^B \sum_{j=0}^B \|RY_{ij} - RY'_{ij}\|_2^2}$$

$$LB = \frac{\varepsilon''_1 \left(\sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^B \|BY_{ij} - BY'_{ij}\|_2^2 \right) + \varepsilon''_2 \|BY_{00} - BY'_{00}\|_2^2}{\sum_{i=0}^B \sum_{j=0}^B \|BY_{ij} - BY'_{ij}\|_2^2}$$

$$LG = \frac{\varepsilon'''_1 \left(\sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^B \|GY_{ij} - GY'_{ij}\|_2^2 \right) + \varepsilon'''_2 \|GY_{00} - GY'_{00}\|_2^2}{\sum_{i=0}^B \sum_{j=0}^B \|GY_{ij} - GY'_{ij}\|_2^2}$$

$$LP = \frac{\varepsilon''''_1 \left(\sum_{i=1}^B \sum_{j=1}^B \|PY_{ij} - PY'_{ij}\|_2^2 \right) + \varepsilon''''_2 \|PY_{00} - PY'_{00}\|_2^2}{\sum_{i=0}^B \sum_{j=0}^B \|PY_{ij} - PY'_{ij}\|_2^2}$$

STEP5 计算两幅图像 T, T' 的相似度，输出：

$$D(T, T') = \varepsilon_1 LR + \varepsilon_2 LB + \varepsilon_3 LG + \varepsilon_4 LP。$$

在本文的仿真实验中，对算法 1 分别选取 $\varepsilon_i = 0.25 (i = 1, 2, 3, 4), N = 256, \varepsilon'_i, \varepsilon''_i, \varepsilon'''_i, \varepsilon''''_i = i/3 (i = 1, 2)$ 。

2) 检索两个三维模型组件匹配算法。

对于两个三维模型组件，采用基于三视图进行检索时，使用如图 3 表示的检索框架。

算法 2 三维模型组件匹配算法。

输入：测量矩阵 Φ 。

输出：相似度满足要求的检索组件 Z_2 。

初始化：设定两组件 Z_1, Z_2 。 Z_1 是待检索组件， Z_2 是库中任意组件。设定加权系数： $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \varepsilon_3, \varepsilon$ 。

方法：

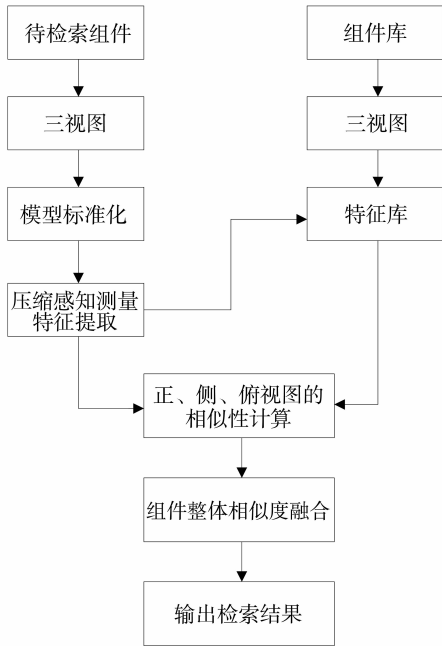


图 3 三维模型检索总体框架

Fig. 3 The overall framework for three-dimensional model retrieval

STEP1 设 Z_1 的正、侧、俯视图分别记为 ZZ_1 、 CZ_1 、 FZ_1 ， Z_2 组件的正、侧、俯视图分别记为 ZZ_2 、 CZ_2 、 FZ_2 。

STEP2 按照视图图像间相似度算法 1 分别计算三个值：

$$L_1 = D(ZZ_1, ZZ_2)$$

$$L_2 = D(CZ_1, CZ_2)$$

$$L_3 = D(FZ_1, FZ_2)$$

STEP3 计算组件间的整体相似度：

$$HD = (\varepsilon_1 L_1 + \varepsilon_2 L_2 + \varepsilon_3 L_3) / \sum_{i=1}^3 L_i$$

STEP4 输出满足 $HD \leq \varepsilon$ 条件的库中前 32 幅组件 Z_2 。

以上方法根据三视图可以唯一决定组件立体形状的原理，以三视图中相对应的两幅视图的相似度计算为基础，给出整体组件的相似度。当相似度满足阈值 ε 时，作为组件检索的结果，最后采用降序原则进行排序。

在本文的仿真试验中，对算法 2 分别选取 $\varepsilon_1 = 0.4$ 、 $\varepsilon_2 = 0.3$ 、 $\varepsilon_3 = 0.3$ 、 $\varepsilon = 0.02$ 。

4 仿真实验

本文实验数据包含机械 CAD 设计组件图、机械制造零件图、艺术设计图、陶瓷设计图、组合实物等共 1 000 套三维模型数据。在 Visual Studio

2008 环境下，对各种模型应用本文算法进行检索可看出，本文算法具有较好的检索结果。并从查全率、查准率这两个性能指标进行评价，同时与其它三维图像检索算法进行比较。

4.1 检索结果

选择机械制造零件类和组合实物类三维图像作为待检索图像 (图 4)。由三维图像得到相应的三视图 (图 5)，并以正、侧、俯视图作为待检索图像，分别检索出相似度排序前 32 幅图像作为检索结果。然后，基于三视图的综合相似度，检索出三维图的检索结果，从图中检索结果图可以看出，检索效果优良，查全率和查准率高。见图 6 - 图 9。

1) 机械制造零件三维图检索效果。

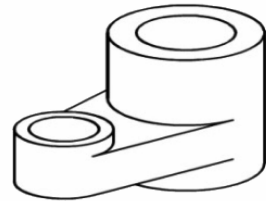


图 4 机械制造零件的三维图

Fig. 4 The three-dimensional figure for machinery manufacturing parts

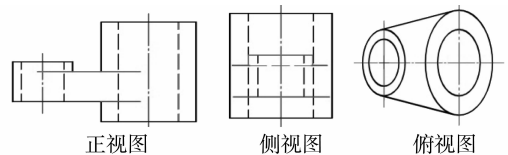


图 5 机械制造零件的三视图

Fig. 5 The three-view figure for machinery manufacturing parts

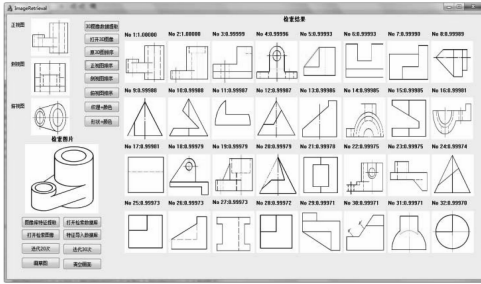
2) 组合实物三维实体图检索效果。

按照机械制造零件三维图相同的检索方法，得到组合实物三维图的检索结果如图 9 所示。

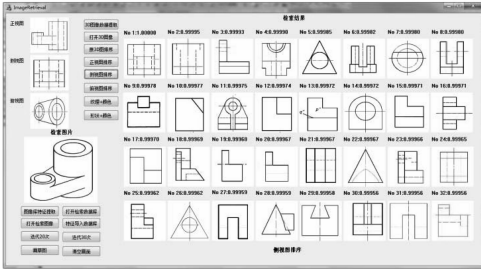
4.2 性能分析

1) 鲁棒性测试结果分析。对三维模型沿 X 、 Y 、 Z 轴随机地进行平移、旋转和缩放后进行检索，得到的鲁棒性测试结果如图 10 所示。从图中看到，本文算法对三维模型的缩放、旋转和平移具有较好的鲁棒性。

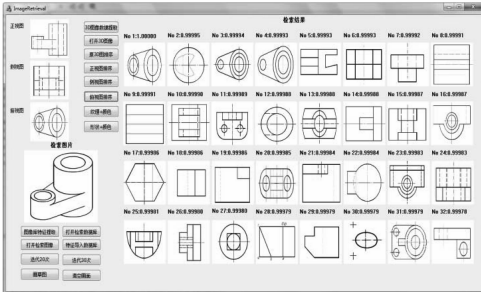
2) 查全率、查准率分析。本文算法与文献 [9]、文献 [10] 进行比较，结果如图 11 所示。从中可以看出，本文算法检索的查全率和查准率优于文献 [9] 和文献 [10]。



(a) 机械制造零件正视图的检索结果



(b) 机械制造零件侧视图的检索结果



(c) 机械制造零件俯视图的检索结果



(d) 机械制造零件三维图的检索结果

图 6 机械制造零件的检索结果

Fig. 6 The retrieval result of machinery manufacturing parts

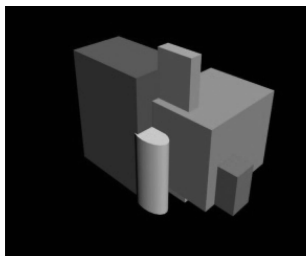


图 7 组合实物三维实体图

Fig. 7 The three-dimensional figure for combination physical

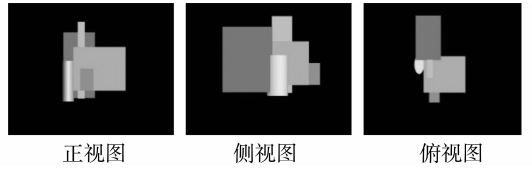


图 8 组合实物的三视图

Fig. 8 The three-view figure for combination physical



图 9 组合实物三维图的检索结果

Fig. 9 The retrieval result of three-dimensional figure for combination physical

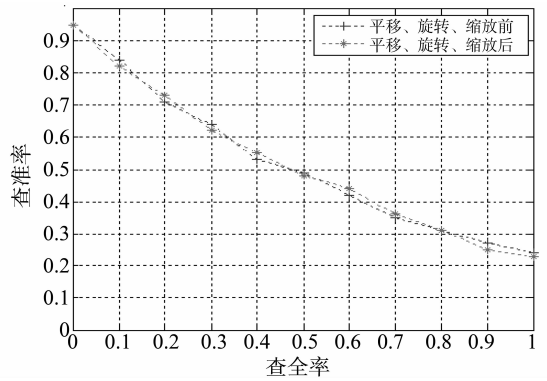


图 10 鲁棒性测试结果对比

Fig. 10 The comparison of robustness test result

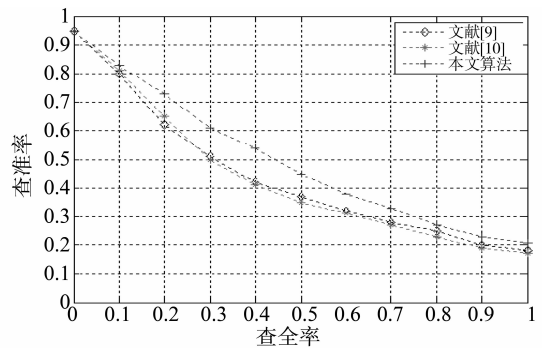


图 11 查全率、查准率对比分析

Fig. 11 The comparative analysis for recall and precision

5 结 论

三维模型检索是计算机图形学、机器视觉和模式识别领域中一个活跃的研究方向。本文应用压缩感知理论结合图像的特征,给出了一种基于行列与中心点的压缩感知测量过程得到压缩感知特征值,提出一种面向制造领域的三视图模型组件检索方案。算法首先计算模型的正、侧、俯视图图像的相似度,然后通过加权求和进行融合,得到总体上模型间的相似度,在提高检索准确率的同时,也能保证检索效率。三维模型检索可以广泛应用在计算机辅助设计、分子生物学、机器人、军事、虚拟地理环境等多个领域,并且在电子商务和搜索引擎的研究中也将有广阔的应用前景。

参考文献:

- [1] 徐士彪,车武军,张晓鹏. 基于形状特征的三维模型检索技术综述[J]. 中国体视学与图像分析,2010,4:439-450.
- [2] 黄瑞,张树生,白晓亮,等. 融合制造语义的三维 CAD 模型检索方法[J]. 计算机集成制造系统,2013,19(6):1177-1185.
- [3] 王小凤,张飞,耿国华,等. 一个基于深度图像的三维模型检索算法[J]. 计算机工程与应用,2012,48(7):197-200.
- [4] 王羨慧,覃征,庄春晓,等. 基于差异特征协同语义标注的三维模型检索方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2011,23(1):152-160.
- [5] 郑赢,周明全,耿国华,等. 多特征动态融合的三维模型检索方法[J]. 计算机科学,2010,37(7):260-263.
- [6] 王小凤,耿国华,张飞. 一个相关反馈三维模型深度图像检索算法[J]. 计算机应用研究,2012,29(6):2350-2353.
- [7] HORN B K. Extended gaussian images [J]. Proceeding of the IEEE, 1984, 72(12):1671-1686.
- [8] HECZKO M, KEIM D A, DIETMAR S D, et al. Methods for similarity search on 3D databases [J]. Databank Spectrum, 2002, 2(2):54-63.
- [9] GAO Yue, DAI Qionghai, WANG Meng, et al. 3D model retrieval using weighted bipartite graph matching[J]. Image Communi,2011,26(1):39-47.
- [10] ADAN A, MERCHAN P, SALAMANCA S. 3D scene retrieval and recognition with depth gradient images[J]. Pattern Recognition Letters,2011,32(9):1337-1353.
- [11] DONOHO D. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [12] CANDÈS E, WAKIN M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2008, 25(2):21-30.
- [13] TANER I, ARIF N, NURDAL W. Nonconvex compressed sensing with partially known signal support [J]. Signal Processing, 2013, 93(1):338-344.
- [14] 许志强. 压缩感知[J]. 中国科学:数学,2012,42(9):865-877.
- [15] 周燕,曾凡智,卢炎生,等. 基于压缩感知的图像检索方法研究[J]. 中山大学学报:自然科学版,2014,53(1):57-62.
- [16] 方艳梅,杨灿,肖自美,等. 基于内容图像检索系统的性能改进方法[J]. 中山大学学报:自然科学版,2001,40(6):39-43.
- [17] 杨海蓉,张成,末为,等. 压缩传感理论与重构算法[J]. 电子学报,2011,39(1):142-148.
- [18] 甘伟,许录平,罗楠,等. 一种自适应压缩感知重构算法[J]. 系统工程与电子技术,2011,33(9):1948-1953.
- [19] 曾凡智,卢炎生,周燕. 基于压缩传感的半脆弱水印的视频篡检测算法[J]. 电路与系统学报,2011,16(4):86-93.