

文章编号 1004-924X(2011)10-2533-08

# 基于神经网络边缘提取的工业 CT 图像与 CAD 模型的比对检测

曾 理<sup>1,2\*</sup>, 何洪举<sup>1</sup>, 张志波<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 数学与统计学院, 重庆 401331;

2. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室 ICT 研究中心, 重庆 400030)

**摘要:** 研究了一种对工业计算机断层(CT)图像与计算机辅助设计(CAD)模型进行比对检测, 分析工件制造误差的方法。首先, 用模板自适应细胞神经网络提取工业 CT 图像边缘, 并进行三方向 CT 切片边缘数据融合处理以获得完整的三维边缘面。然后, 先结合主成分分析和最小包围盒的思想对 CT 边缘面数据与工件的 CAD 模型实现粗配准, 再用奇异值分解-迭代最近点算法对其进行精配准, 其中最近点对的求取用  $k-d$  树进行加速, 从而实现对工件制造误差的分析。实验结果显示, 文中的方法能够实现工件的比对检测, 自动化程度高、能直观显示误差分布且精度高, 表明通过改进工件 CT 图像与 CAD 模型的比对检测方法, 可将工业 CT 技术用于制造工艺分析与改进中。

**关键词:** 计算机断层成像; 计算机辅助设计; 神经网络; 迭代最近点; 比对检测

**中图分类号:** TP391; TP183 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20111910.2533

## Comparison inspection between ICT images & CAD model based on edge extracting by neural networks

ZENG Li<sup>1,2\*</sup>, HE Hong-ju<sup>1</sup>, ZHANG Zhi-bo<sup>1</sup>

(1. College of Mathematics & Statistics, Chongqing University, Chongqing 401331, China;

2. ICT Research Center, Key Laboratory of Optoelectronic Technology & System, Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400030, China)

\* Corresponding author, E-mail: drlizeng@hotmail.com

**Abstract:** A method to analyze the manufacture error of a workpiece based on the comparison inspection between Industrial Computed Tomography (ICT) images and Computer Aided Design (CAD) model was discussed. Firstly, the edged surfaces of ICT images were extracted by the Cellular Neural Network (CNN) with adaptive templates and the data were fused in three directions to obtain the complete 3D edge surfaces. Then, the Principal Component Analysis (PCA) with the method of minimum bounding box were combined to perform a rough registration, and Singular Value Decomposition and Iterative Closest Point (SVD-ICP) algorithm were used to realize the refined registration for the edged surface data and the CAD model. In experiment, the  $k-d$  tree was used to improve the calcula-

收稿日期: 2011-01-18; 修订日期: 2011-02-27.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 60972104); 重庆市自然科学基金资助项目(No. 2010BB4222)

tion speed of searching for the closest point. The experimental results validate that the comparison inspection method is automatic, visualized and high-accuracy. By the improved comparison inspection method for ICT images and CAD model, the ICT technology can be used to analyze and improve the manufacturing process.

**Key words:** industrial Computed Tomography(CT); Computer Aided Design(CAD); neural network; iterative closest point; comparison inspection

## 1 引言

随着计算机辅助设计(Computer Aided Design, CAD)技术的进步和人们对工业产品性能、外观等要求的不断提高,工业产品的设计越来越复杂,工件制造加工的难度也越来越大,如何评价分析工件的制造质量日益受到人们更多的关注。基于各种数字化检测设备的测量数据与相应的 CAD 模型比对是对工件制造误差评定的基础,在无损检测、加工余量分析和逆向工程等领域占有重要的地位。

自动比对包括配准、误差计算及显示,而配准是核心。国内外关于测量数据与 CAD 模型的自动比对已经有较多的研究,但大多只是针对一些较复杂的曲面,测量数据来源主要为三坐标测量机、非接触式光学测量仪、激光扫描仪等,只适用于对工件外表面进行检测。工业计算机断层成像(Computed Tomography, CT)技术,通过 X 射线从各个角度扫描工件获得投影数据,然后重建工件的内部三维图像,能非接触、不破坏地实现对物体内部结构与形状的测量,且检测速度快、分辨率高,已经越来越多地应用于无损检测、逆向工程等领域。M. H. Shammaa 等<sup>[1]</sup>通过对 CT 切片提取边缘后与离散的部分 CAD 模型用迭代最近点(Iterative Closest Point, ICP)算法进行配准,其方法对二者的初始位置要求较高。刘晶、张定华等<sup>[2-4]</sup>研究了工业 CT 切片重构模型与 CAD 模型,基于复形法、遗传算法、ICP 算法等配准方法,来解决工业 CT 用于无损检测时的定位偏差问题。国外某知名工业 CT 可视化软件实现了 CT 图像与 CAD 模型的几何比较功能,但其图像分割采用阈值分割等方法,需要的人机交互较多。

与一般测量数据不同,工业 CT 获得的是被扫描工件的三维灰度(与密度对应)图像体数据,而不是表面点云,所以在配准以前,需要研究工件

内外边缘面的提取方法。本文研究了一种工业 CT 图像与 CAD 模型进行比对检测的方法。该方法在用工业 CT 对工件进行扫描、重建<sup>[5]</sup>得到三维体数据后,采用模板自适应细胞神经网络(Cell Neural Network, CNN)对体数据提取边缘面,并进行多方向融合处理,然后再将边缘数据与相应的 CAD 模型进行配准。首先结合主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)和最小包围盒实现二者的粗配准,然后采用奇异值分解-迭代最近点(Singular Value Decomposition-ICP, SVD-ICP)算法实现精确配准,其中在最邻近顶点搜索过程中采用  $k-d$  树进行加速,最后逐点计算二者的误差并显示。该方法能够实现工件的对比检测,且精度较高。

## 2 模板自适应 CNN 边缘面提取

文中 CAD 模型采用 STL 格式进行转化,并将其网格进行细分后取三角网格的顶点作为待配准特征点集;对于工业 CT 图像体数据,提取边缘面作为待配准特征点集。

边缘提取是图像处理和分析中非常重要的初始步骤。文献[6]结合小波分析与 Facet 模型能够较快且精确地检测三维工业 CT 图像的边缘,但检测时间仍然较长。神经网络边缘提取具有可并行计算、非线性映射和自适应能力等优点,因而得到广泛的应用。文献[7]在逆向工程中采用两组 CNN 提取工业 CT 图像的边缘,但只适用于单一物质的工件。本文采用模板自适应 CNN 提取工业 CT 图像体数据的边缘面,作为其与 CAD 模型匹配的特征点集。

### 2.1 模板自适应 CNN 边缘提取

细胞神经网络(CNN)<sup>[8-9]</sup>是一种具有实时信号处理能力的大规模非线性模拟电路。CNN 的基本电路单元称作一个细胞(cell),考虑二维  $M \times N$  的 CNN,以  $c(i, j)$  表示第  $i$  行第  $j$  列的细

胞。每一个细胞  $c(i, j)$  的动态过程可用下述一阶非线性微分方程描述:

$$C \frac{dv_{xij}(t)}{dt} = -\frac{1}{R_x} v_{xij}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} A(i,j;k,l) v_{ykl}(t) + \sum_{C(k,l) \in N_r(i,j)} B(i,j;k,l) v_{ukl} + I, \quad (1)$$

其中  $C, R_x$  分别表示电容和电阻常量,  $I$  为常数。下标  $x, y, u$  分别表示网络状态变量、输出和输入变量, 如  $v_{xij}$  表示细胞  $c(i, j)$  的状态变量;  $A(i, j; k, l), B(i, j; k, l)$  表示细胞  $c(i, j)$  与  $c(k, l)$  的连接权值。  $N_r(i, j)$  表示细胞  $c(i, j)$  的  $r$  邻域细胞, 即:

$$N_r(i, j) = \{c(k, l) \mid \max(|k-i|, |l-j|) \leq r\}. \quad (2)$$

在图像处理中, 细胞  $c(i, j)$  对应图像像素点  $(i, j)$ , 假设待处理图像大小为  $M \times N$ , 式(1)中网络输入  $v_{ukl}$  对应图像灰度, 当网络稳定时, 网络输出  $v_{yji}$  对应图像的一种分类(模式)。在网络动态变化过程中,  $v_{ukl}$  不变, 将  $[0, 255]$  的灰度区间通过线性变换  $v_{ukl} = 2v_{ukl}/255 - 1$  映射到  $[-1, 1]$ 。

将 CNN 用于边缘提取时, 一般选取模板  $\mathbf{A}, \mathbf{B}, I$  具有如下的形式<sup>[10]</sup>:

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & a & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \mathbf{B} = \begin{pmatrix} -c & -c & -c \\ -c & b & -c \\ -c & -c & -c \end{pmatrix}, \quad (3)$$

$$I = -i(a, b, c, i > 0),$$

上式中  $a, b, c, i$  的取值很关键, 将直接影响到图像边缘提取的效果。文献[10]指出它们的取值应当满足如下条件:

$$a > 1, |b - 8c| < i, i < b - 6c, \quad (4)$$

在对灰度图像进行边缘提取时, 如果整幅图像都采用相同的模板, 通常难以取得较满意的效果, 可能造成图像的有效边缘提取不完整。为了实现图像边缘提取的自适应控制, 将模板取值与图像的像素值联系起来, 从而得到模板自适应 CNN。结合文献[10]、[11]的推导, 这里取  $c, I$  的值与像素值输入  $v_{xij}$  的关系如下(取  $b=2$ ):

$$c = \begin{cases} 0.25, & v_{xij} = +1 \\ \frac{3}{7(1-v_{xij})}, & v_{xij} \in [0, 1) \\ \frac{3}{9(1+v_{xij})}, & v_{xij} \in (-1, 0) \\ 0.25, & v_{xij} = -1 \end{cases}, \quad (5)$$

$$I = \begin{cases} -0.4, & v_{xij} = +1 \\ \frac{3v_{xij}}{1-v_{xij}} - bv_{xij}, & v_{xij} \in [0, 1) \\ \frac{3v_{xij}}{1+v_{xij}} - bv_{xij}, & v_{xij} \in (-1, 0) \\ -3, & v_{xij} = -1 \end{cases}. \quad (6)$$

## 2.2 工业 CT 体数据边缘面提取

传统的工业 CT 图像序列边缘提取方法是沿某一方向逐个提取每一个切片图像的边缘线, 然后组成边缘面。但当工件的某边缘面与切片方向重合时, 则不易从切片序列中提取出来。考虑到工业 CT 体数据层间的固有关系, 可以首先将工业 CT 体数据沿 3 个互相垂直的方向划分切片序列<sup>[12]</sup>; 然后对每个方向切片序列的切片图像逐个采用模板自适应 CNN 提取边缘, 重组得到对应方向的边缘体数据; 最后, 将 3 个方向的边缘体数据按位或运算融合得到工件完整的边缘面体数据。

边缘点坐标的单位为像素, 为了统一, 在进行点云配准之前, 需要通过工业 CT 扫描的视场直径和层间距将边缘点坐标转换为 CAD 模型的单位(通常为 mm)。

## 3 模型配准过程

测量数据模型与 CAD 模型间的配准一般分为两个阶段<sup>[13]</sup>, 首先通过粗配准使二者之间的偏差较小, 然后通过精配准使得测量数据模型与 CAD 模型处于最佳配准状态。

### 3.1 主成分分析粗配准

由于测量数据模型与 CAD 模型之间存在较大的平移和旋转错位时, 精配准的速度非常缓慢, 而且常导致精配准陷入局部收敛得到错误的匹配结果。因此先采用 PCA 结合最小包围盒<sup>[14]</sup>的思想估计出二者的质心和主方向实现粗配准, 该方法具有方便快速的特点。

PCA<sup>[15]</sup>是一种常用的多元统计分析方法, 它基于统计特性的最佳正交变换, 能够消除原有向量中各分量间的相关性, 降低数据的维数, 且经 PCA 变换后, 重建的图像与原图像之间具有最小的均方误差。PCA 的基本思想是通过协方差矩阵进行特征值分解, 在其按从大到小依次排列的  $N$  个特征值中取前  $d$  个特征值, 用其相应

的特征向量构建  $d$  维正交坐标系,将原有数据投影到该正交坐标系后,使之得到降维处理。

用  $\mathbf{X}_i = (x_i, y_i, z_i)^T$  表示待配准特征点集中的点,  $N$  表示特征点的个数, 计算点集的协方差矩阵  $\mathbf{C}$  如下:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\mathbf{X}_i \mathbf{X}_i^T - \mathbf{u} \mathbf{u}^T), \quad (7)$$

其中  $\mathbf{u}$  表示点集的质心:

$$\mathbf{u} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i. \quad (8)$$

对协方差矩阵  $\mathbf{C}$  进行特征值分解, 得到特征值矩阵  $\mathbf{V}$  及相应的特征向量矩阵  $\mathbf{E}$ 。  $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3]^T$ , 特征向量  $\mathbf{e}_1$  对应协方差矩阵最大的特征值,  $\mathbf{e}_3$  对应最小的特征值。

通过实验发现, 由于采用的待配准特征点集在工件上分布并不均匀, 直接利用式(8)计算的质心并以  $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \mathbf{e}_3$  为主方向进行配准, 有时可能产生较大的误差, 从而影响精配准的速度和精度。基于待处理对象的特点, 首先将点集投影到  $\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2$  所构成的平面坐标系, 然后寻找所有投影点的最小包围矩形, 中心点坐标为  $(v_0, w_0)$ , 长与宽的方向矢量分别为  $\mathbf{l}, \mathbf{w}$ 。再将  $(v_0, w_0)$  反投影到原来的三维坐标系得到  $(x_0, y_0, z_0)$ , 并将  $\mathbf{l}, \mathbf{w}$  反投影并归一化后得到  $\bar{\mathbf{l}}, \bar{\mathbf{w}}$ 。分别以  $(x_0, y_0, z_0)$  为特征点集的质心,  $\bar{\mathbf{l}}, \bar{\mathbf{w}}, \mathbf{e}_3$  作为特征点集的第一、二、三主方向进行粗配准。

### 3.2 SVD-ICP 精配准

通过前面的粗配准后, 二者的相对位置已经比较接近, 为了尽可能配准工业 CT 体数据边缘面数据与 CAD 模型, 为后续的制造误差评价提供可靠性保证, 还需要进一步进行精配准。

ICP 算法是由 Besl 和 Mckay<sup>[16]</sup> 在 1992 年提出的, 是三维数据配准方法中最具代表性的一种方法。其主要步骤包括:

- (1) 通过最近邻准则建立两个点集间的一一对应;
- (2) 通过单位四元数法估计对应点集的变换参数;
- (3) 利用上一步得到的参数对待配准点集进行变换;
- (4) 当不满足迭代终止条件时, 重复前面 3 步。

其实质就是寻找一个旋转矩阵  $\mathbf{R}$  和平移向

量  $\mathbf{t}$ , 使得目标函数式(9)达到最小:

$$f = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{Q}_i - (\mathbf{R}\mathbf{P}_i + \mathbf{t})\|^2, \quad (9)$$

其中  $\mathbf{P}_i$  为初始点集,  $\mathbf{Q}_i$  为  $\mathbf{P}_i$  所对应的最近邻点集。SVD-ICP 算法<sup>[4]</sup>就是将奇异值分解和迭代最近点算法相结合, 即在估计对应点集的变换参数时采用奇异值分解的方法。令:

$$\mathbf{P}_i' = \mathbf{P}_i - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{P}_j, \quad \mathbf{Q}_i' = \mathbf{Q}_i - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{Q}_j, \quad (10)$$

则式(9)变为:

$$f = \min_{\mathbf{R}, \mathbf{T}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\mathbf{Q}_i' - \mathbf{R}\mathbf{P}_i'\|^2, \quad (11)$$

令

$$\mathbf{H} = \sum_{i=1}^N \mathbf{Q}_i' \mathbf{P}_i'^T, \quad (12)$$

对上面的矩阵进行奇异值分解得到下式:

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}\mathbf{D}\mathbf{V}^T, \quad (13)$$

$$\text{令}^{[17]} \mathbf{A} = \begin{cases} \mathbf{E}_{3 \times 3}, & \text{if } \det(\mathbf{U}) \cdot \det(\mathbf{V}) = 1 \\ \text{diag}(1, 1, -1), & \text{if } \det(\mathbf{U}) \cdot \det(\mathbf{V}) = -1 \end{cases}$$

从而可以得到旋转矩阵和平移向量为:

$$\mathbf{R} = \mathbf{V}\mathbf{A}\mathbf{U}^T, \quad (14)$$

$$\mathbf{t} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{Q}_j - \mathbf{R} \left( \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \mathbf{P}_j \right). \quad (15)$$

在 ICP 算法中最耗时的是最邻近点对即对应点集的求取过程, 由于  $k-d$  树<sup>[18]</sup> 结构具有快速查找邻近的特点, 本文采用该数据结构来加速每一步迭代过程中对最邻近点的搜索。  $k-d$  树的实质是一种二叉树, 对于一个  $k$  维的欧式空间, 被一个正交于任意一个  $k$  维坐标轴的超平面 ( $k-1$  维) 递归分割为两个子空间, 直到每个子空间所包含的数据个数不超过给定的值为止, 且每个子空间中至少包含一个数据。  $k-d$  树可以用  $O(N)$  存储量在  $O(N \log N)$  时间内建立起来, 并且利用它进行最邻近顶点搜索的时间复杂度也为  $O(N \log N)$ , 比传统的遍历算法的时间复杂度  $O(N^2)$  要小得多, 故搜索效率较高。在迭代过程中, 通过  $k-d$  树搜索到最近邻点后, 计算每一点对间的距离作为配准误差。

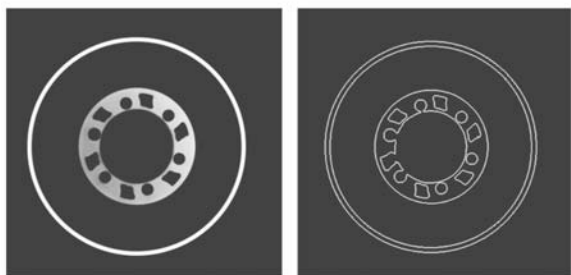
## 4 实验及结果

以下实验均在 CPU 为 Intel Pentium E2160 @ 1.80 GHz、内存为 DDR2 666 MHz (2.5 GB)

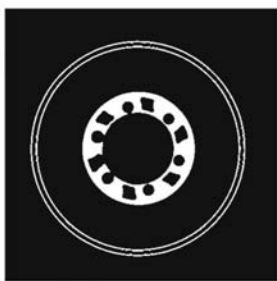
的 Windows XP 系统上用 Microsoft Visual Studio 2008 进行编程实现。

### 4.1 实验一

用模板自适应神经网络按照文中方法提取一个车轮轮毂体数据(452×452×75)的边缘面。图 1(a)是轮毂第 34 张切片原图,图 1(b)是用模板自适应 CNN 得到的边缘图,图 1(c)是经本文方法提取边缘面后该层切片的边缘结果。实验结果表明,当边缘面与切片方向重合时,不能从该方向切片序列中提取出这些边缘面,但本文边缘面提取方法却能够提取完整。图 2(a)是轮毂 CT 体数据通过免费三维显示软件 3DMed<sup>[19]</sup>得到的三维显示图,图 2(b)是本文方法提取的边缘面的三维显示效果,边缘面提取的总时间为 151 s。用文献[6]小波分析与三维 Facet 模型相结合的方法进行对比实验,边缘面结果如图 2(c),总时间为 2 448 s。从实验结果可以看出,本文方法能够快速提取出三维工业 CT 体数据更平滑的较为完整的边缘面。



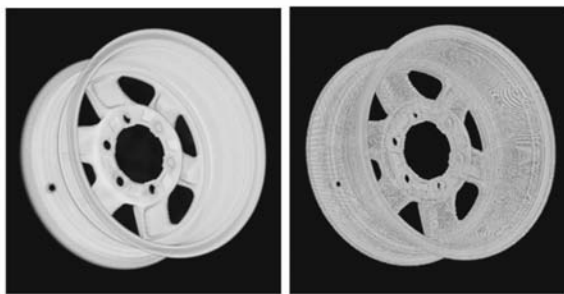
(a)第 34 张切片原图 (b)模板自适应 CNN 提取边缘图  
(a) The 34th slice image (b) Edge image extracted by CNN with adaptive templates



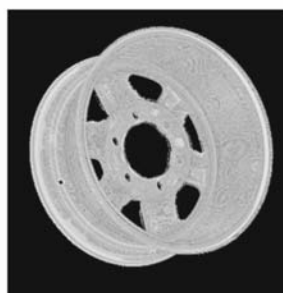
(c)本文算法提取边缘图  
(c) Edge image extracted by our algorithm

图 1 切片边缘图

Fig. 1 Edge images of slices



(a)轮毂三维显示图 (b)本文方法提取边缘面三维显示  
(a) Three dimensional display of the wheel (b) Three dimensional display of edged surface extracted by our method



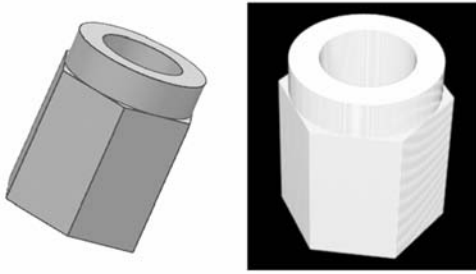
(c)文献[6]方法提取边缘面三维显示  
(c) Three dimensional display of edged surface extracted by literature[6]

图 2 边缘面提取结果

Fig. 2 Results of extracting edged surface

### 4.2 实验二

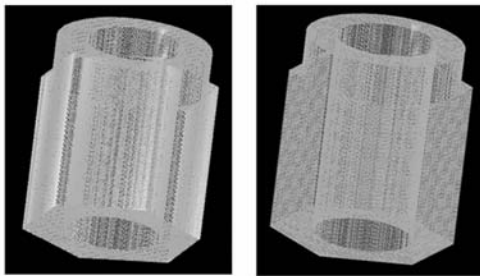
用 CAD 设计软件 Unigraphics NX 软件设计了一个三维模型(如图 3(a))进行仿真实验,并且在 NX 软件里将模型进行了旋转、平移。将模型进行模拟 CT 投影扫描(视场直径 30 mm)再重建得到 CT 图像(300×300),图 3(b)是用 3DMed 得到的三维显示图。按文中方法将 CT 图像与 CAD 模型进行配准。为了直观地显示配准误差,在误差为 0 处取灰度为 128,误差最大值处取灰度为 255,误差为其它值时在 128 与 255 之间进行插值,从而得到一个误差灰度显示图。粗配准结果的误差显示如图 4(a),精配准结果的误差显示如图 4(b),图中亮度越大的点表示误差越大。粗配准的平均误差为 0.065 mm,最大误差为 0.975 mm;精配准后平均误差为 0.013 mm,最大误差为 0.855 mm。从图 4 中也可以看出,精配准能够很好地改善配准效果。另外,作为对比,直



(a)CAD 设计模型 (b)模拟 CT 图的三维显示图  
 (a)CAD model (b) Three dimensional display image of simulated CT images

图 3 仿真模型

Fig. 3 Simulation models

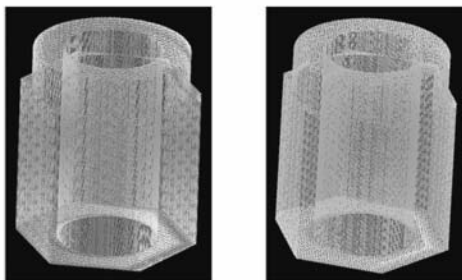


(a)粗配准结果 (b)精配准结果  
 (a) Rough registration result (b) Refined registration result

图 4 仿真模型配准结果

Fig. 4 Registration results of simulation model

接用 PCA 方法进行粗配准后用 SVD-ICP 方法进行了精配准,配准结果如图 5 所示,可以看出,文中改进方法能够提高配准的可靠性和精度。



(a)粗配准结果 (b)精配准结果  
 (a) Rough registration result (b) Refined registration result

图 5 对比实验结果

Fig. 5 Registration results of contrast experiment

### 4.3 实验三

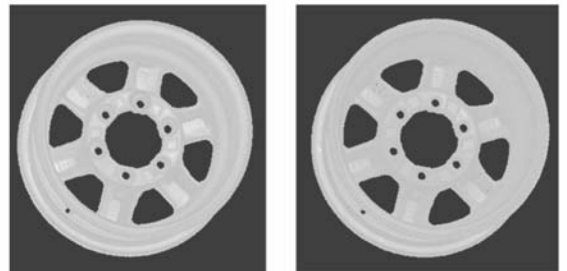
为了验证方法的有效性,将图 2 所示的车轮

轮毂边缘面与通过逆向工程<sup>[20]</sup>获得的车轮轮毂 CAD 模型(如图 6)进行比对实验。经过本文方法对轮毂的工业 CT 图像边缘数据与 CAD 模型粗配准的误差显示如图 7(a),精配准结果的误差显示如图 7(b)。图中亮度越大的点误差越大,由图 7 可以看出精配准后的误差明显减少。粗配准的平均误差为 2.976 mm,最大误差为 11.989 mm;精配准后平均误差为 1.801 mm,最大误差为 8.364 mm。精配准后的误差主要直观反映制造工件与 CAD 模型不一致误差,也包含少量 CT 重建图像误差、边缘面定位误差等。



图 6 轮毂 CAD 模型

Fig. 6 CAD model of the wheel



(a)粗配准结果 (b)精配准结果  
 (a) Rough registration result (b) Refined registration result

图 7 轮毂工业 CT 图像与 CAD 模型的配准结果

Fig. 7 Registration results of the wheel

## 5 结论

利用工业 CT 技术对工件的制造质量进行评价,具有精度高、能准确评估工件内部质量等优点。本文在用模板自适应 CNN 提取工业 CT 三维图像边缘面的基础上,采用 PCA 和最小包围盒

的思想相结合实现工业CT图像与CAD模型的粗配准,再用SVD-ICP算法进行二者的精匹配,从而实现了工件的比对检测及制造质量分析,可为制造工艺的改进提供依据。虽然文中采用了 $k-d$ 树对最近点对的求取进行加速,但精配准的

速度依然还是较缓慢,配准分析的效率需要进一步的提高。

致谢:重庆大学ICT研究中心吴志芳为本文提供了实验三中轮毂的CAD数据,在此表示衷心的感谢!

## 参考文献:

- [1] SHAMMAA M H, SUZUKI H, MICHIKAWA T. Registration of CAD mesh models with CT volumetric model of assembly of machine parts[J]. *Visual Compute*, 2007(23):965-974.
- [2] 刘晶,张定华,毛海鹏. 基于复形法配准工业产品CT切片模型和CAD模型[J]. *计算机应用研究*, 2004(7):248-252.  
LIU J, ZHANG D H, MAO H P. Registration of industrial product's CT slice model and CAD model based on the method of complex [J]. *Application Research of Computers*, 2004(7):248-252. (in Chinese)
- [3] 胡栋材,赵歆波,张定华,等. 自适应遗传算法配准三维数字样品模型及其CAD模型[J]. *CT理论与应用研究*. 2008, 17(2):8-14.  
HU D C, ZHAO X B, ZHANG D H, et al.. Registration of three dimension digital model and CAD model based on the method of adaptive genetic algorithm[J]. *CT Theory and Applications*, 2008, 17(2):8-14. (in Chinese)
- [4] 刘晶,张定华,毛海鹏,等. 基于SVD-ICP算法配准CT切片重构模型与CAD模型[J]. *计算机工程与应用*, 2004, 24:195-204.  
LIU J, ZHANG D H, MAO H P, et al.. Registration of the reconstructed CT slice model and CAD model based on the SVD-ICP algorithm[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 14:195-204. (in Chinese)
- [5] 邹晓兵,曾理. 锥束螺旋CT半覆盖扫描重建[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(2):434-442.  
ZOU X B, ZENG L. Half-cover scanning and reconstructing for helical cone-beam CT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2):434-442. (in Chinese)
- [6] 曾理,郭海燕,马睿. 基于小波定位及Facet模型的三维工业CT图像边缘检测[J]. *光学精密工程*, 2010, 18(2):443-450.  
ZENG L, GUO H Y, MA R. Edge detection of industrial CT 3D image based on wavelet locating and Facet model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2010, 18(2):443-450. (in Chinese)
- [7] 曾理,何洪举,刘长江. 基于神经网络边缘提取的工业断层成像图像拟合[J]. *计算机集成制造系统*, 2010, 16(1):24-29.  
ZENG L, HE H J, LIU CH J. Fitting of industrial computer tomography images base on edge extracting by neural networks[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010, 16(1):24-29. (in Chinese)
- [8] CHUA L O, YANG L. Cellular neural networks: Theory [J]. *IEEE Trans. Circuits Syst*, 1988, 35(10):1257-1272.
- [9] CHUA L O, YANG L. Cellular neural network s: Application [J]. *IEEE Trans. Circuits Syst*, 1988, 35(10):1273-1290.
- [10] 黄蕾,刘文波. 基于CNN的灰度图像边缘提取算法中模板参数的研究[J]. *计算机与现代化*, 2006(6):69-74.  
HUANG L, LIU W B. Research on template parameters of edge detection of gray-scale images based on cellular neural networks[J]. *Computer and Modernization*, 2006(6):69-74. (in Chinese)
- [11] 王明敏,周兆敏,张侃瑜,等. 基于模板自适应细胞神经网络的图像处理及识别[J]. *上海大学学报(自然科学版)*, 1998, 4(2):175-179.  
WANG M M, ZHOU ZH M, ZHANG K Y, et al.. Image processing and image recognition based on the cellular neural network with the adaptive templates[J]. *Journal of Shanghai University (Natural Science)*, 1998, 4(2):175-179. (in Chinese)
- [12] 刘长江,曾理. 工业CT三维体数据边缘面提取[J]. *计算机工程与应用*, 2009, 45(18):219-221.  
LIU CH J, ZENG L. Edged surface extraction of 3D volume data from industrial CT[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2009, 45(18):219-221. (in Chinese)

- [13] 刘晶. 基于 CAD 模型的配准技术综述[J]. 机床与液压, 2007, 35(9):231-232.  
LIU J. Review of registration based on CAD model [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2007, 35(9): 231-232. (in Chinese)
- [14] 张开兴, 张树生, 白晓亮. 基于最小包围盒的三维模型的配准技术[J]. 机床与液压, 2008, 36(4): 5-7.  
ZHANG K X, ZHANG SH SH, BAI X L. Technique of 3D models for registration based on minimal bounding box [J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2008, 36(4): 5-7. (in Chinese)
- [15] 许法强, 万晓霞, 朱元泓. 基于旋转主成分分析的颜色组分预测[J]. 光学精密工程, 2008, 16(3): 518-523.  
XU F Q, WAN X X, ZHU Y H. Color component prediction based on rotated principal component analysis[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2008, 16(3): 518-523. (in Chinese)
- [16] BESL P J, MCKAY N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1992, 14(2):239-256.
- [17] UMEYAMA S. Least-squares estimation of transformation parameters between two point patterns [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(4):376-380.
- [18] 史宝全, 梁晋, 刘青, 等. 基于约束搜索球的点云数据与 CAD 模型精确比对检测[J]. 计算机集成制造系统, 2010, 16(5):929-934.  
SHI B Q, LIANG J, LIU Q, *et al.*. Precision inspection of point cloud & CAD model based on constraint search sphere[J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2010, 16(5): 929-934. (in Chinese)
- [19] 中国科学院自动化研究所医学图像研究室. 3DMed [EB/OL]. (2009-12-31). <http://www.3dmed.net>.  
Medical Image Processing Group, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences. 3DMed [EB/OL]. (2009-12-31). <http://www.3dmed.net>. (in Chinese)
- [20] 段黎明, 刘元宝, 吴志芳, 等. 基于工业计算机断层成像技术的三维 CAD 模型重构方法[J]. 计算机集成制造系统, 2009, 15(3): 479-486.  
DUAN L M, LIU Y B, WU Z F, *et al.*. Method of reconstructing 3D CAD model based on industrial computed tomography [J]. *Computer Integrated Manufacturing Systems*, 2009, 15(3): 479-486. (in Chinese)

#### 作者简介:



曾理(1959—),男,四川郫县人,博士,教授,博士生导师,1986年于四川师范大学获理学学士学位,1989年于大连理工大学获理学硕士学位,1997年于重庆大学获工学博士学位,2000年至2001年在瑞士巴塞尔大学做博士后研究,主要从事工业CT和数字图像处理的研究。E-mail: drlizeng@hotmail.com



何洪举(1985—),男,重庆黔江人,硕士研究生,2008年于重庆大学获理学学士学位,研究方向为图像处理。E-mail: hhj85714@163.com



张志波(1986—),男,河北石家庄人,硕士研究生,2009年于重庆大学获理学学士学位,研究方向为图像处理。E-mail: zhangzhibo19860911@163.com