

基于分形维数表征的跨尺度拼接方法

莫程威¹, 崔海华^{1*}, 程筱胜¹, 姚海滨²

¹南京航空航天大学机电学院, 江苏 南京 210016;

²扬州市职业大学, 江苏 扬州 225009

摘要 针对跨尺度数据之间尺度差异导致拼接困难、精度低等问题, 提出了一种使用分形维数表征尺度的跨尺度数据拼接方法。利用离散小波变换对原始数据进行多尺度分解, 获取其在多个尺度上的近似数据, 并采用分形维数对数据之间的尺度差异进行表征与衡量, 找出跨尺度数据在相近尺度上的小波变换数据; 而后通过迭代最近点算法对获取的尺度近似数据进行拼接。最终将所获得的转换关系应用于原始数据, 完成跨尺度数据的拼接。对获取的不同尺度下的三维表面形貌数据进行分形维数的计算, 结果表明, 分形维数能有效表征以及衡量尺度参数。跨尺度拼接结果表明, 所提出的方法能有效地实现跨尺度的数据拼接。

关键词 机器视觉; 数据拼接; 跨尺度; 小波变换; 分形维数

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.1215001

Cross-Scale Registration Method Based on Fractal Dimension Characterization

Mo Chengwei¹, Cui Haihua^{1*}, Cheng Xiaosheng¹, Yao Haibin²

¹College of Electrical and Mechanical, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics,

Nanjing, Jiangsu 210016, China;

²Yangzhou Polytechnic College, Yangzhou, Jiangsu 225009, China

Abstract In order to solve the problem of difficulty and low accuracy of registration between cross-scale data, we propose a cross-scale data registration method based on fractal dimension characterization. The discrete wavelet transform algorithm is used to decompose the raw data to obtain its approximation at each scale. Then the fractal dimension is adapted to characterize the scale parameter of the decomposed data. According to the fractal dimension, we pick out the scale-approximated data from different raw data, using iterative closest point algorithm for fine registration as a usual case. The calculation result of fractal dimension at different scales shows that the fractal dimension can represent scale parameters effectively. And the registration results indicate that the proposed registration method can achieve the registration of cross-scale effectively.

Key words machine vision; registration; multiscale; wavelet transform; fractal dimension

OCIS codes 150.1135; 150.4232; 100.7410

1 引 言

随着切削加工技术的不断发展, 为减小刀具的摩擦损耗, 提高切削性能, 往往会在刀具表面加工特定形态的微结构。这些表面结构为凹痕、凸包等多尺度的三维非光滑表面。为获得结构的整体形貌, 以及凹痕、凸包等微结构特征的宏观分布情况, 需要进行大视场测量, 但是受相机成像限制, 大视场下测

得的数据往往分辨率较低, 局部细节表现能力有限。为获得结构中微结构的细节特征, 需要进行小视场、高分辨率的测量。不同测量方法测得的数据其坐标系并不统一, 为保证跨尺度数据的完整性及其在空间中相对位置的准确性, 采用拼接的方式对其进行配准十分必要。使用跨尺度拼接的方法, 在一定程度上扩展了测量的频域带宽, 使其具备较大测量范围, 同时保证了局部细节特征的精确性^[1-3]。然而,

收稿日期: 2018-05-24; 修回日期: 2018-07-04; 录用日期: 2018-07-12

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金(NS2017033)、南京航空航天大学研究生创新基地开放基金(kfj20170518)、扬州市创新能力建设计划项目——高等院校合作专项(YZ2017273)

* E-mail: cuihh@nuaa.edu.cn

由于不同尺度数据之间存在精度、分辨率等方面的差异,同尺度下的拼接方法并不适用。例如,基于特征点拼接的算法^[4-6]在不同尺度数据上找到的特征点差异很大,无法保证特征点匹配的正确率及拼接的精度。

解决不同尺度下数据拼接问题的方法可以分为两类:1)找出跨尺度数据之间的不变特征用于拼接;2)通过多尺度处理的方法,将不同尺度下的数据转换至相近尺度下进行拼接。Yan等^[7]提出了一种基于几何约束和点对点自动调整的方法,实现对不同分辨率数据的拼接。Shaw等^[8]针对结构光投影法获取的宏观尺度数据与白光干涉测量法获取的微观尺度数据,使用跨尺度数据之间不变的平面特征进行两者的跨尺度拼接。以上两种方法需要明显的几何约束信息,如边界点、平面特征等,这对于自由曲面来说并不适用。Ramasamy等^[9]针对不同尺度数据利用离散小波框架的方法,将原始数据分解至轮廓、波纹度、粗糙度3个尺度下进行拼接。该方法并未对小波分解之后的数据进行尺度的衡量,在进行数据拼接时,无法准确判断小波分解后数据的尺度近似程度,从而有可能导致数据拼接出现误差。

针对现有方法存在的问题,本文提出一种使用分形维数表征尺度的跨尺度数据拼接方法。利用离散小波变换(DWT)方法,对数据进行多尺度分解,然后采用分形维数对各个尺度下的数据进行尺度的衡量与表征。根据计算得到的分形维数,判断待匹配数据之间尺度的近似程度,作为选择小波分解级数的依据。将小波变换得到的尺度近似数据进行拼接,获取两者空间转换关系。最后,将转换关系应用于原始跨尺度数据,实现跨尺度数据的拼接。

2 基本原理

2.1 尺度定义

在三维测量领域,尺度一般指的是像元、分辨率^[10],即某测量方法所能检测到的最小的形貌结构大小。当使用不同测量方法对目标进行测量时,受到其放大倍率、空间分辨率、精度等影响,所能测得的最小结构及其测量范围是有差异的,如图1所示。

当测量数据的分辨率较高时,其所能测得的最小结构越精细,所表征的三维表面越复杂,相同大小区域包含的信息越丰富,尺度越小;反之,测量数据的分辨率越低,其表征细小结构的能力越差,单位区域内的细节信息越少,整体轮廓越平滑,尺度越大。

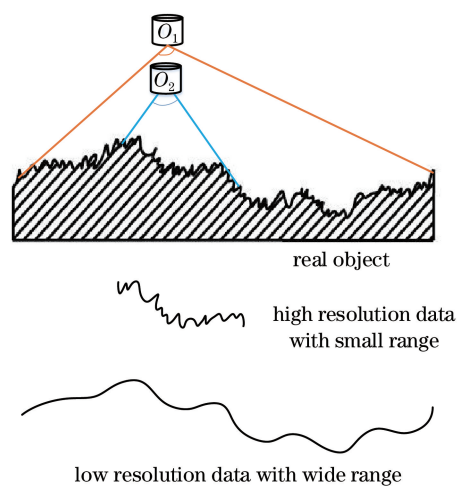


图1 不同测量配置进行跨尺度测量

Fig. 1 Cross-scale data obtained by different measurement configurations

跨尺度数据之间由于测量尺度不同,导致数据在频域带宽上存在差异,因此,需要使用多分辨率处理的方法,对小尺度数据中包含的高频细节信息进行分离,使得跨尺度数据在频域带宽上相匹配,便于最终数据拼接。

然而,当需要进行拼接的数据尺度差异过大,两者原始数据在频域分布上无明显重叠时,采用多分辨率处理的方法并不能将其统一至相同的尺度。例如,普通结构光三维测量方法的分辨率为0.01~0.1 mm,测量范围为300 mm×300 mm,而各种微观测量技术(干涉、共聚焦等)的横向分辨率可达0.1~1 μm,测量范围为2 mm×2 mm。两类方法由于测量尺度的差异,获得的数据在对应重叠区域的点的数目差异过大(如微观测量方法测得的数据有数十万个点,而结构光测量得到数据仅有数百个点),导致多分辨率处理的方法对其并不适用,无法进行尺度的关联与统一。

2.2 基于小波的点云多尺度分解

由多分辨率理论,对于平方可积的函数可以将其看作由尺度函数对其进行多级平滑与逼近,每一级的小波变换,都将信号 $f(t)$ 的高频信息(即细节信息)与低频信息(即轮廓信息)分离开,如图2所示。最终通过逐级的小波变换,将原始信号逐级分解为多个子空间的直和形式,即

$$\begin{aligned} V_0 &= V_1 \oplus W_1, V_1 = V_2 \oplus W_2, \dots, \\ V_j &= V_{j+1} \oplus W_{j+1} \end{aligned} \quad (1)$$

式中 V_j 表示第 j 级低频信息空间, W_{j+1} 表示对应第 j 级高频信息空间。

三维形貌数据可分为深度图和散乱点云的形

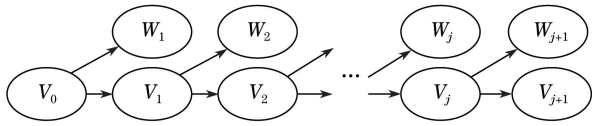


图 2 多级小波变换空间

Fig. 2 Multilevel wavelet transform space

式^[11],其中:深度图可以直接表示为 $z_i = f(x_i, y_i)$ 的形式;而散乱点云则需要把数据向某个方向进行投影,从而转换为 $z_i = f(x_i, y_i)$ 的形式。同时,由于二维离散小波变换对尺度参数有离散化的要求,因此也就要求点云数据在 x 和 y 方向上进行等间距采样,对点云进行栅格化处理。

本文所用的数据由变焦显微(FV)^[12]测量方法获得,该数据已经具备 $z_i = f(x_i, y_i)$ 的形式,同时,数据在 x 与 y 方向上成均匀分布,因此不必进行投影以及栅格化处理。

根据二维小波变换的基本理论,二维离散小波变换的尺度函数 $\varphi(x, y)$ 和小波函数 $\psi(x, y)$ 可由一维尺度函数 $\varphi(x)$ 和小波函数 $\psi(x)$ 扩展而来。

尺度函数为

$$\varphi(x, y) = \varphi(x)\varphi(y). \quad (2)$$

小波函数为

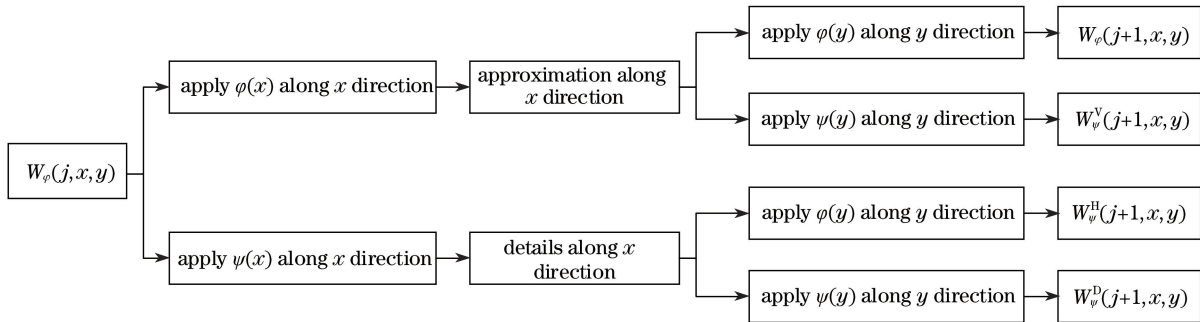


图 3 二维离散小波变换流程

Fig. 3 Process of two-dimensional discrete wavelet transform

2.3 基于分形维数的尺度表征

分形维数可以表征一个曲面的复杂程度^[13],即分形维数决定轮廓的高低频成分的能量比,分形维数越大、高频分量比例越大,数据轮廓的细节信息越丰富。而跨尺度数据由于尺度的不同,其在频域的能量分布上具有明显差异,分形维数的大小可表述三维轮廓的高频能量占比,即可对尺度进行表征与衡量。

由于分形自相似的特性,离散曲面 F 的维数由计算方法测度 $M_\delta(F)$ 所服从的幂定律决定^[14]。即当度量单位大小 $\delta \rightarrow 0$,对常数 c 和 s ,有

$$M_\delta(F) \sim c\delta^{-D}, \quad (8)$$

$$\psi^H(x, y) = \psi(x)\varphi(y), \quad (3)$$

$$\psi^V(x, y) = \varphi(x)\psi(y), \quad (4)$$

$$\psi^D(x, y) = \psi(x)\psi(y), \quad (5)$$

式中 $\psi^H(x, y)$ 、 $\psi^V(x, y)$ 、 $\psi^D(x, y)$ 分别为水平方向、垂直方向及对角线方向的小波函数。离散的点云数据 $z = f(x, y)$ 的二维离散小波变换为

$$W_\varphi(j_0 + 1, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)\varphi_{j_0, m, n}(x, y), \quad (6)$$

$$W_\psi^i(j_0 + 1, m, n) = \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y)\psi_{j_0, m, n}^i(x, y), \quad i = \{H, V, D\}, \quad (7)$$

式中: M 、 N 分别为 x 、 y 方向上离散点的行数与列数; j_0 为任意尺度; $W_\varphi(j_0, m, n)$ 为在尺度 j_0 上的近似; $W_\psi^i(j_0, m, n)$, $i = \{H, V, D\}$ 为水平、垂直及对角线方向的细节。

利用上述尺度函数及三个方向的小波函数,分别先计算行的一维 DWT,然后对结果计算列的一维 DWT,分两步实现二维的离散小波变换,具体流程如图 3 所示。

式中 $M_\delta(F)$ 为在尺度 δ 下的测量值, D 为分形维数,两者互为等价无穷小。

对(8)式两边进行对数变换,计算可得分形维数为

$$D = -\lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\ln M}{\ln \delta}. \quad (9)$$

采用盒计数法^[15]计算分形维数。盒维数法的实质是以一系列不同边长 δ 的立方体盒子去覆盖整个三维点的数据空间,分别统计在不同情况下的非空盒子数目 M 。然后绘制 $\ln M$ 与 $\ln \delta$ 的双对数图,拟合直线。该直线的斜率即为所求的分形维数。具体的算法流程为:

1) 对获取的点云数据计算最小包围盒,根据设定的盒子大小 δ 对包围盒进行划分。

2) 统计整个空间中非空盒子的个数 M 。

3) 改变盒子尺寸大小 δ , 重复步骤 1)、2), 获得多组对应的 δ - M 值。

4) 计算对应的 $\ln(1/\delta)$ - $\ln M$ 值, 绘制其双对数图。

5) 拟合双对数图中点的直线, 其斜率即为所需盒维数 D 。

2.4 数据匹配与拼接

根据计算得到的分形维数, 从小波变换得到的多尺度近似数据中, 找出与原始大尺度数据尺度相同或者相近的尺度数据。使用特征点匹配方式, 或者人工交互的方式, 对待配准的数据进行初步对齐。然后, 利用迭代最近点 (ICP)^[16] 的方式进行精确配准, 获取两者数据的转换关系。ICP 算法的具体流程如图 4 所示。最终, 将该转换矩阵应用于原始的跨尺度数据, 完成拼接。

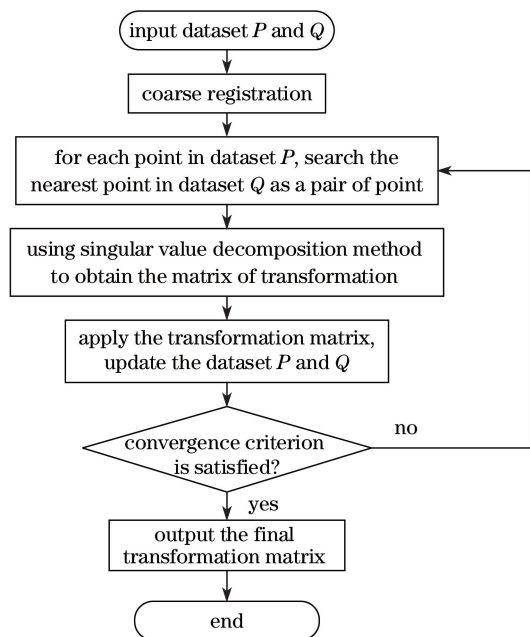


图 4 ICP 算法流程图

Fig. 4 Flowchart of ICP algorithm

3 方法分析与讨论

使用变焦显微表面形貌测量仪, 对刀具表面微小结构(图 5)进行多尺度测量, 获取其在放大倍率为 $20\times$ 、 $50\times$ 、 $100\times$ 下的三维表面形貌, 如图 6 所示。变焦显微测量仪所获得的数据为深度矩阵的形式, 即 $z_i = f(x_i, y_i)$ 的形式, 这为后续处理提供了方便。

3.1 离散小波变换多尺度分解准确性分析

跨尺度数据拼接的难点, 不仅在于不同尺度之

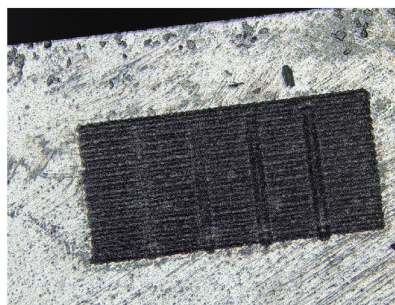


图 5 刀具表面织构

Fig. 5 Surface texture of cutting tool

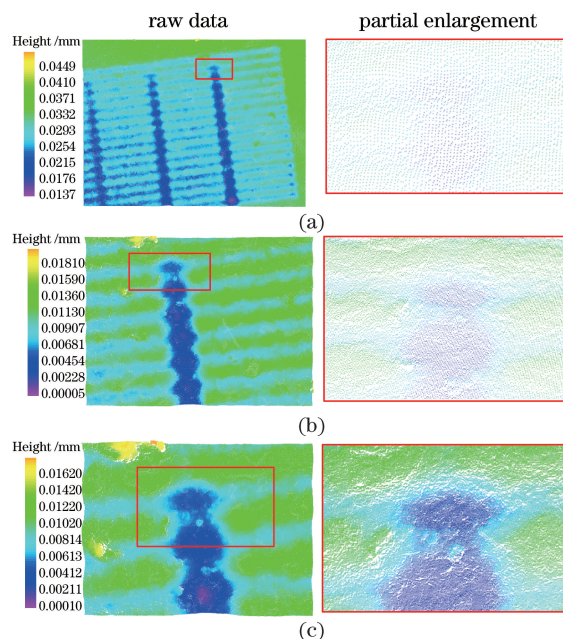


图 6 不同倍率下表面三维形貌。(a) $20\times$;
(b) $50\times$; (c) $100\times$

Fig. 6 Three-dimensional topographical data at different magnifications. (a) $20\times$; (b) $50\times$; (c) $100\times$

间数据密度、分辨率的差异, 更是由于不同尺度下三维表面数据的空间频域信息不匹配。当测量数据的分辨率较高时其所能测得的最小结构越精细, 所表征的三维表面越复杂, 相同大小区域包含的信息越丰富; 反之, 测量数据的分辨率越低, 其表征细小结构的能力越差, 单位区域内的细节信息越少。小尺度数据往往包含较多的高频细节信息, 而大尺度数据则缺少细节信息, 整体轮廓明显。因此, 在进行跨尺度数据之间的拼接时, 应利用小波变换对小尺度三维形貌数据进行多尺度分解, 获取其在多个尺度下的近似数据, 并去除其细节以及噪声等高频信息。针对 $100\times$ 放大倍率下的小尺度数据进行小波变换。使用的小波基函数为 DB4, 多级小波近似的结果如图 7 所示, 同一位置二维轮廓截线如图 8 所示。

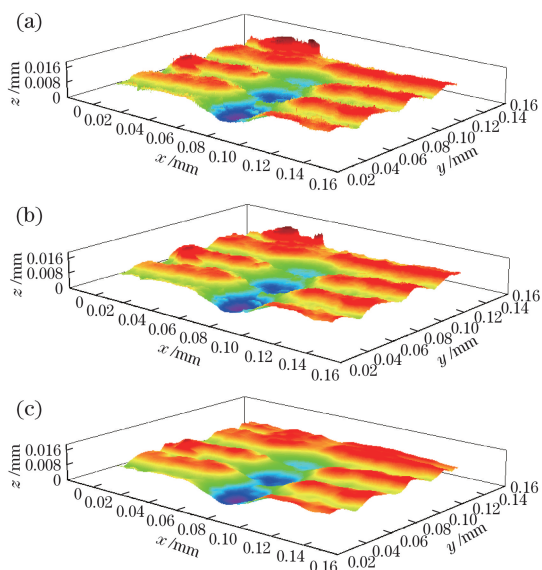


图 7 (a)原始数据;(b)第 3 级和(c)第 5 级小波变换后的
三维形貌数据

Fig. 7 (a) Raw data; three-dimensional data after
DWT at (b) level 3 and (c) level 5

由图 7、8 可知,随着小波分解级数的增加,三维表面数据的细节与噪声不断减少,其整体轮廓趋于平滑。从频域来看,仅高频细节信息被滤除,低频轮廓信息被保留下来,因此不同尺度数据间的整体轮廓较为吻合,具有较高精度。这使得高分辨率的小尺度数据在频域带宽分布上与大尺度数据更加接近,解决了不同尺度下三维表面数据信息丰富程度差异导致的不匹配的问题。

3.2 分形维数表征尺度的准确性分析

利用小波变换能得到原始数据在多个尺度下的近似,然而由于采取的离散小波变换是以其原始尺度为基础,按 2^j 的形式进行离散的。因此,很难判断跨尺度的两组点云数据尺度的一致性。引入分形理论对原始数据以及小波变换之后的数据进行尺度表征,用于评价不同数据之间的尺度一致性,判断其是否适合进行拼接。采用盒计数法计算小波变换后各级三维形貌数据的盒分形维数,其结果如图 9 和表 1 所示。

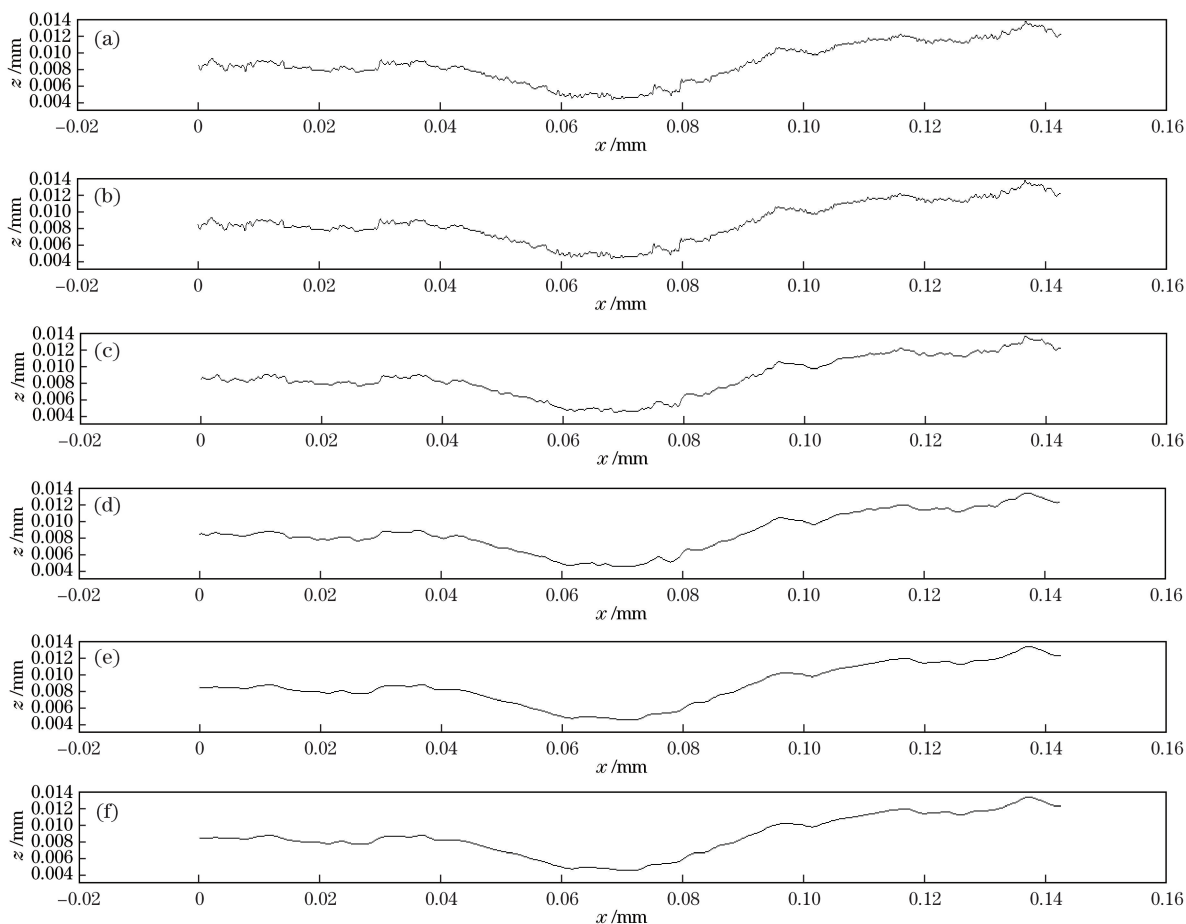


图 8 不同级次小波近似数据在同一位置的二维截线。(a) 0 级;(b) 1 级;(c) 2 级;(d) 3 级;(e) 4 级;(f) 5 级
Fig. 8 Two-dimensional contour of different levels at the same position of DWT data. (a) Level 0; (b) level 1;
(c) level 2; (d) level 3; (e) level 4; (f) level 5

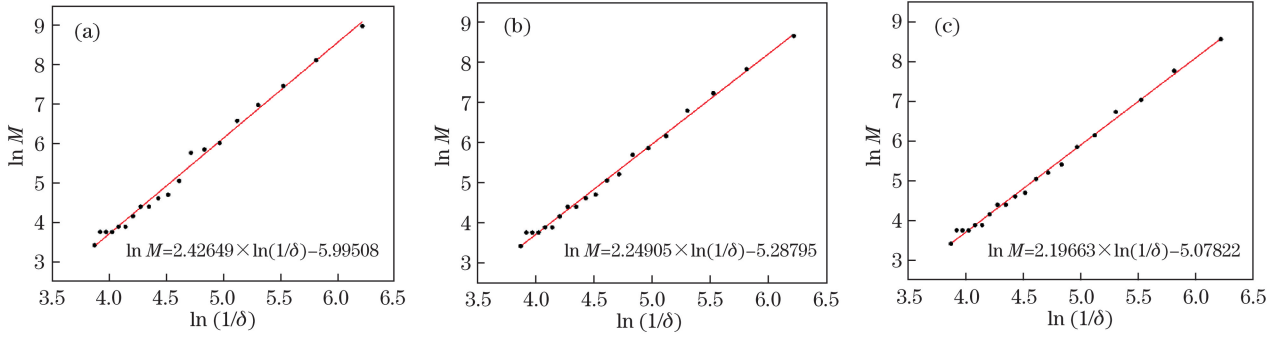


图 9 (a) 100×原始数据双对数图;(b) 3级和(c) 5级小波变换数据的双对数图

Fig. 9 Logarithmic graph of (a) raw data at magnification of 100× and data after DWT at (b) level 3 and (c) level 5

表 1 不同小波级数变换的分形维数
Table 1 Fractal dimension of data after DWT
at different levels

Level	Fractal dimension
Raw data (0)	2.42649
1	2.35152
2	2.30153
3	2.24905
4	2.23375
5	2.19663

如图 9 所示,使用最小二乘法拟合双对数曲线中的点,所拟合的直线的斜率即为对应不同分解级数下的点云数据的分形维数。双对数图中,在一定范围的盒子大小 δ 范围内,各点呈现比较好的线性关系,具有明显的分形特征,因此使用计盒维数的方式能有效表征该三维表面的分形维数信息。

由表 1 不同小波变换后数据的分形维数统计结果可知,随着小波变换级数的增加,对应的分形维数减小,呈现一定的相关性。由离散小波变换的性质,不同小波级数下的数据实质为原始数据在不同尺度下的近似,分形维数与小波级数的相关性,也可认为是分形维数与尺度之间具有相关性。因此,使用分形维数作为表征以及衡量尺度差异的参数是可行的。利用分形维数可用于衡量待拼接数据之间的尺度差异,从而为选择合适的小波变换级数提供依据。

3.3 转换矩阵应用于原始数据的可逆性分析

根据离散小波的性质,原始的小尺度数据在经过一级小波变换后,分解为两部分:第一部分为低频近似部分;第二部分为高频细节部分(包括水平、垂直、对角三个方向的细节)。在利用分形维数表征尺度、找到尺度近似的数据之后,实际进行拼接的部分是低频近似部分。

设原始小尺度数据为 $P = \{p_i \in \mathbf{R}^3, 1 \leq i \leq n\}$,小波变换得到的尺度近似数据为 $P' = \{p'_i \in \mathbf{R}^3, 1 \leq i \leq n\}$,近似数据与原始数据之间的对应点的偏差为 $e_i = (x_i, y_i, z_i)$,以原始数据与近似数据的对应点之间的向量作为小波近似的偏差,即三者的关系为

$$e_i = p_i - p'_i. \quad (10)$$

设参与拼接的大尺度数据为 $Q = \{q_i \in \mathbf{R}^3, 1 \leq i \leq m\}$,最终由 ICP 算法获得的 P' 与 Q 转换矩阵为

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

式中 \mathbf{R} 为旋转矩阵, \mathbf{t} 为平移向量。

由 ICP 算法的收敛准则可知,该算法最终迭代的目标是 P' 中每个点到 Q 距离最近点 q'_i 的平方距离误差 E 表示为

$$E = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}p'_i + \mathbf{t} - q'_i\|^2. \quad (12)$$

应用换矩阵 \mathbf{M} 后,原始小尺度数据 P 与 Q 的拼接误差为 E' ,即

$$E' = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}p_i + \mathbf{t} - q_i\|^2, \quad (13)$$

式中 q_i 为 P 中点到 Q 中对应的最近点。将(10)式代入(13)式,得

$$E' = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}p'_i + \mathbf{R}e_i + \mathbf{t} - q_i\|^2. \quad (14)$$

若在进行相似尺度的数据拼接时,拼接精度很高,两组数据拼接误差很小,则

$$\mathbf{R}p'_i + \mathbf{t} - q_i \rightarrow 0. \quad (15)$$

由此,跨尺度数据之间的拼接误差 E' 为

$$E' = \sum_{i=1}^n \|\mathbf{R}e_i + q_i - q'_i\|^2. \quad (16)$$

由(16)式可知,在相似尺度拼接误差较小的前提下,应用转换矩阵 \mathbf{M} 于跨尺度数据的误差主要来自于小波近似产生的偏差 e_i ,以及两者在 Q 中对应点 q_i 和 q'_i 的变化。 q_i 和 q'_i 的变化亦来自于小波近

似产生的偏差 e_i 。

由此,在相似尺度拼接较为精准的前提下,跨尺度拼接结果为跨尺度数据的高频细节部分会沿轮廓上下跳动,但是跨尺度数据在整体轮廓上较为吻合,拼接精度较高,可实现跨尺度数据的拼接。

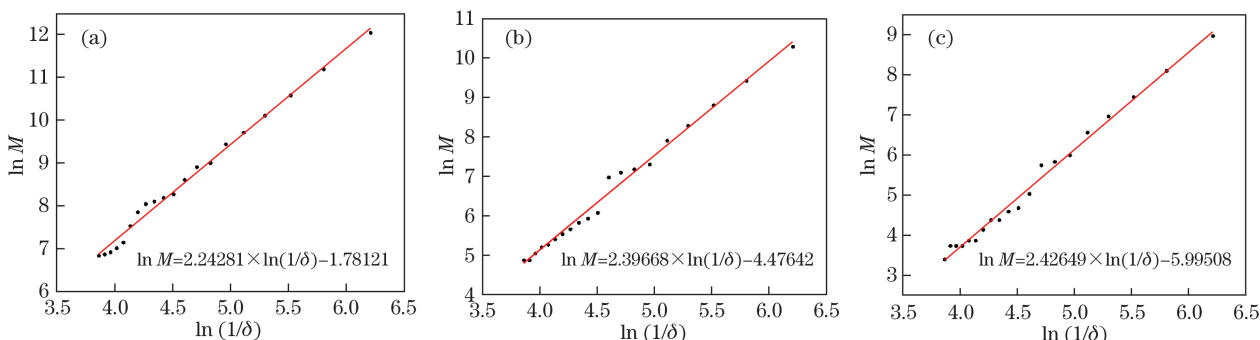


图 10 不同放大倍率原始数据双对数图。(a) 20×; (b) 50×; (c) 100×

Fig. 10 Logarithmic graph of raw data at different magnifications. (a) 20×; (b) 50×; (c) 100×

表 2 不同放大倍率下的分形维数

Table 2 Fractal dimensions of raw data at different magnifications

Magnification	Fractal dimension
20×	2.24281
50×	2.39668
100×	2.42649

将 100×与 20×的数据进行匹配拼接时,根据表 1 以及表 2 选择小波分解的级数为 3,将 20×大尺度的原始数据与 100×小尺度数据的第 3 级小波变换数据进行拼接。首先使用粗配准的方式,将两者数据初步对齐。然后,利用 ICP 迭代最近点的方式进行精确配准。最终将获得的转换关系应用于原始数据,实现原始跨尺度数据的拼接,拼接结果如图 11 所示。

针对拼接后的数据进行误差分析:第一个点集 $\{P_i | P_i \in \mathbf{R}^3, i=1,2,\dots,N\}$ 为小尺度数据(高分辨率、小范围),第二个点集 $\{Q_i | Q_i \in \mathbf{R}^3, i=1,2,\dots,M\}$ 为大尺度数据(低分辨率、大范围),使用 FLANN 提供的快速邻近点查找方法,计算 P_i 中每个点到 Q_i 曲面的距离,作为该点的偏差值。然后,将偏差值映射至颜色,用于显示误差分布。整体点云的误差色谱图如图 11 所示。二维轮廓截线如图 12 所示。

图 11 和图 12 的拼接结果表明,虽然 100×放大倍率的数据在经过小波的多尺度变换后,数据量密度与 20 倍的数据仍然有所差异,但是由小波变换的频域低通特性,其高频的细节信息与噪声被滤除,

4 实验验证

分别使用盒维数法计算各个放大倍率下原始数据的分形维数,双对数图如图 10 所示,计算结果如表 2 所示。

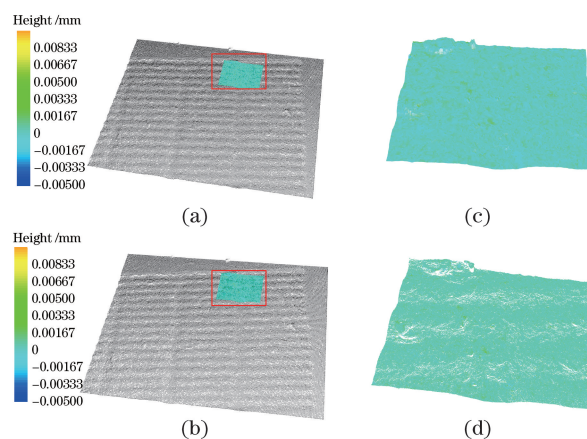


图 11 (a) 100×小尺度数据的第 3 级小波近似数据与 20×数据的拼接结果;(b)应用转换关系于原始数据;(c)(d)对应的局部放大图

Fig. 11 (a) Registration results of scale-approximated data of level 3 wavelet approximation of 100× small scale data and 20× data; (b) apply the transform matrix on raw data; (c)(d) corresponding local magnification diagram

整体轮廓更为平滑。在应用 ICP 迭代最近点算法进行精配准的时候,减小了细节与噪声的干扰,使得小尺度数据与大尺度数据的轮廓更为吻合,提高了 ICP 算法拼接的成功率。在应用转换关系至原始数据之后,虽然由于小尺度数据中高频细节的影响,跨尺度数据之间有数据的跳动,但是在整体轮廓上两者较为重合,匹配误差较小。

5 结 论

针对跨尺度数据拼接方法存在的尺度衡量不明

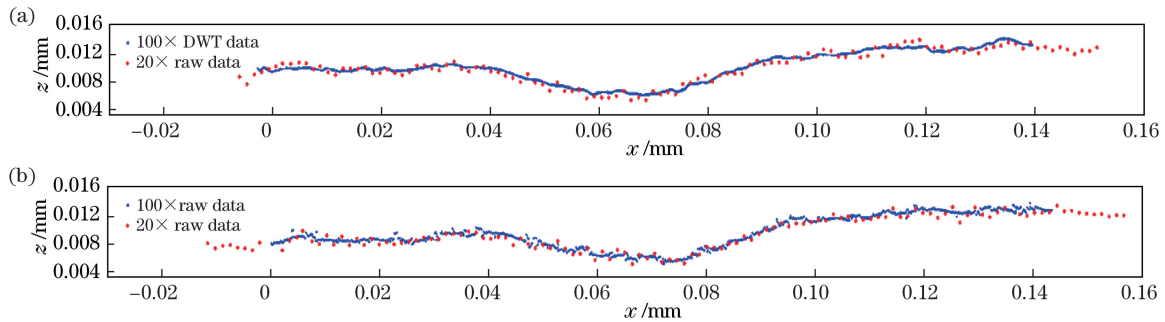


图 12 (a)尺度近似数据拼接结果的二维轮廓;(b)应用转换关系后的原始数据二维轮廓

Fig. 12 (a) Two-dimensional contour of registration result of scale-approximated data; (b) two-dimensional contour of raw data after applying transform matrix

确的问题,提出了一种使用分形维数表征尺度的跨尺度拼接方法。首先,利用离散小波变换对原始数据进行多尺度分解,该方法受限于原始数据的格式,在实际应用中需要将其进行投影以及栅格化处理。在获得各个级数的小波分解数据后,计算不同小波分解级数数据的分形维数,由计算结果可知,分形维数对于尺度参数具有一定的衡量与表征作用,可用于判断跨尺度数据的尺度差异,同时能为选择合适的小波分解级数用于拼接提供参考。最终的跨尺度数据拼接结果表明,所提出的方法能够有效减小尺度差异带来的干扰,实现跨尺度数据的拼接。

参 考 文 献

- [1] Weckenmann A, Jiang X, Sommer K D, *et al.* Multisensor data fusion in dimensional metrology[J]. CIRP Annals, 2009, 58(2): 701-721.
- [2] Khaleghi B, Khamis A, Karray F O, *et al.* Multisensor data fusion: a review of the state-of-the-art[J]. Information Fusion, 2013, 14(1): 28-44.
- [3] Wang J, Leach R K, Jiang X. Review of the mathematical foundations of data fusion techniques in surface metrology[J]. Surface Topography: Metrology and Properties, 2015, 3(2): 023001.
- [4] Zhong Y. Intrinsic shape signatures: a shape descriptor for 3D object recognition[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision Workshops, ICCV Workshops, 27 Sept.-4 Oct. 2009, Kyoto, Japan, 2009: 689-696.
- [5] Xiong F G, Huo W, Han X, *et al.* Removal method of mismatching key points in 3D point cloud[J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210003.
熊风光, 霍旺, 韩燮, 等. 三维点云中关键点误匹配剔除方法[J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210003.
- [6] Chen M L, Lu W X, Wan Y C, *et al.* Automatic registration of terrestrial point clouds without additional information[J]. Chinese Journal of Lasers, 2016, 43(4): 0414003.
陈茂霖, 卢维欣, 万幼川, 等. 无附加信息的地面激光点云自动拼接方法[J]. 中国激光, 2016, 43(4): 0414003.
- [7] Yan L, Li Z. Registration of multi-resolution point clouds from terrestrial laser scanners[C]//2010 18th International Conference on Geoinformatics, 18-20 June 2010, Beijing, China, 2010: 1-6.
- [8] Shaw L, Weckenmann A. Automatic registration method for hybrid optical coordinate measuring technology[J]. CIRP Annals, 2011, 60(1): 539-542.
- [9] Ramasamy S K, Raja J, Boudreau B D. Datafusion strategy for multiscale surface measurements[J]. Journal of Micro and Nano-Manufacturing, 2013, 1(1): 011004.
- [10] Xu Z Y, Hu Y F, Liu Y, *et al.* A review on the accuracy analysis of spatial scaling data[J]. Progress in Geography, 2012, 31(12): 1574-1582.
徐芝英, 胡云锋, 刘越, 等. 空间尺度转换数据精度评价的准则和方法[J]. 地理科学进展, 2012, 31(12): 1574-1582.
- [11] Niu X J, Liu J T, Sun L. Multi-resolution analysis of grid point clouds based on wavelet transform[C]//The 27th Chinese Control Conference, 2008: 341-345.
牛雪娟, 刘景泰, 孙雷. 基于小波变换的栅格点云多分辨率分析[C]//第二十七届中国控制会议论文集, 2008: 341-345.
- [12] Danzl R, Helml F, Scherer S. Focus variation-a robust technology for high resolution optical 3D surface metrology[J]. Strojniški Vestnik, 2011, 57(3): 245-256.
- [13] Zhou C, Gao C H. Study of synthesized fractal surface's profiles based on discrete Fourier transform[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2011, 47(17): 99-103.
周超, 高诚辉. 基于离散傅里叶变换的分形粗糙表面轮廓合成与研究[J]. 机械工程学报, 2011, 47(17):

- 99-103.
- [14] Falconer K. Fractal geometry[M]. Chichester: John Wiley & Sons, Ltd, 2003.
- [15] Jiang S W, Jiang B, Li Y, *et al.* Calculation of fractal dimension of worn surface[J]. Tribology, 2003, 23(6): 533-536.
- 蒋书文, 姜斌, 李燕, 等. 磨损表面形貌的三维分形维数计算[J]. 摩擦学学报, 2003, 23(6): 533-536.
- [16] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.