

文章编号 1004-924X(2014)06-1622-09

齿轮视觉检测中的尺度与方向相关性联合降噪

叶树亮*, 张玉德, 张 炜

(中国计量学院 计量测试工程学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:建立了小模数齿轮视觉检测系统用于小模数齿轮的工业测量。针对该系统在标定过程对图像降噪的需求,提出了基于 Curvelet 变换的域尺度与方向相关性联合降噪算法。首先,介绍了 Curvelet 变换的原理和过程;根据齿轮自身的对称性特点提出了利用尺度和方向间相关性的联合降噪算法,并计算了对应的参数。然后,比较了不同噪声情况下该算法的处理效果。最后,同 3 种常见的降噪算法(高斯滤波,小波降噪,普通的 Curvelet 阈值降噪)进行了比较。结果显示:经相关性联合降噪算法处理后的峰值信噪比(PSNR)优于高斯滤波 6 db 以上;优于小波变换降噪 3 db 以上;优于阈值降噪 8 db 以上。处理结果表明:提出的算法可较好地保持齿轮边缘效果,可满足小模数齿轮视觉检测系统后期摄像机自标定图像质量的需求。

关键词:小模数齿轮;视觉检测;Curvelet 变换;降噪;尺度间相关性;方向相关性;摄像机自标定

中图分类号:TP391;TP242 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142206.1622

Scale and directional correlation combined denoiseing in gear visual inspection

YE Shu-liang*, ZHANG Yu-de, ZHANG Wei

(College of Metrological Technology & Engineering,
China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

* Corresponding author, E-mail: IITMI_paper@126.com

Abstract: A visual inspection system for small modulus gears was established to realize their industry measurement. A de-noise algorithm based on scale-correlation and direction-correlation in Curvelet transform was proposed according to the de-noising demands in system calibration. First, the theory and process of the Curvelet transform were introduced. Then, according to the gear symmetry itself, a new combined algorithm for image de-noising based on Curvelet scale-correlation and direction-correlation was proposed, the corresponding parameters were calculated, and the processing results of the algorithm were compared under different noises. Finally, the algorithm was compared with 3 de-noise methods (Gaussian filter, Wavelet De-noise and Threshold De-noise). Experimental results indicate that the Peak Signal to Noise ratio(PSNR) from the combined algorithm proposed is 6 db, 3 db and 8 db better than those of Gaussian filter, Wavelet De-noise and Threshold De-noise, respectively. It maintains good image edges and satisfies the image quality requirements of camera self-calibration in

收稿日期:2013-11-01;修订日期:2013-12-08.

基金项目:国家质检公益性行业科研专项资助项目(No. 201210001-3)

visual inspection systems for small modulus gears.

Key words: small-module gear; visual inspection; Curvelet transform; denoising; scale-correlation; direction-correlation; camera self-calibration

1 引言

小模数齿轮通常指模数小于 1 mm 的齿轮,它在 IT 行业、电子机械、仪器仪表、航空航天等领域中有广泛应用。作为关键的运动传动件,其质量直接影响到主机的运动精度、传动比、寿命等。因此,对小模数齿轮的高精度测量是主机质量的重要保证^[1-3]。目前,小模数齿轮的检测主要采用传统的接触式测量,由于小模数齿轮具有体积小、齿小的特征,常规的齿轮单啮仪、双啮仪难以完成多参数的测量要求。针对接触式齿轮测量方法的缺点,有学者将机器视觉理论成果应用于直齿渐开线圆柱齿轮的测量,这为复杂的齿轮测量提供了快捷、有效的途径。

机器视觉检测系统运行时需要进行标定以保证精度,具体过程是建立物体实际轮廓和图像坐标轮廓间的数学模型关系,然后进行摄像机内外参数的计算。由于图像采集过程需要进行图像片段的拼接和光源调节,一旦图像存在较大噪声干扰,会使轮廓提取存在偏差,造成参数求解误差,从而影响视觉检测的准确性,因此图像降噪处理对于标定十分重要。

工程应用中图像降噪分为空间域和变换域两大类。空间域算法采用线性滤波思想,实现简单,但在去噪的同时不可避免地会造成图像高频细节的丢失;变换域算法以小波降噪为代表,利用小波分解的高频系数阈值化来实现。但是,随着多尺度几何分析技术的发展,小波变换缺乏方向性的问题引起了研究者的注意。Curvelet 变换(由 Candes 1998 年提出)是在小波变换的基础上发展起来的新一代图像多尺度几何分析技术。Curvelet 变换的基函数具有多尺度、多方向特性。闫河等提出利用非高斯双变量模型对 Curvelet 变换域的尺度变换进行改进,降噪结果相比传统 Curvelet 方法提高了 2.9 db^[4];郭瑛等提出利用 Curvelet 尺度变换后的系数结合 ProbShrink 算

法来降噪,从而能够更好地抑制图像背景^[5];武国宁在其文章中指出 Curvelet 变换在图像边缘信息降噪方面优于小波变换^[6];李文博对 Curvelet 变换不同尺度的阈值选取进行了研究,算法的灰度均值比有一定的提升^[7]。Curvelet 变换作为多尺度变换的代表可以更加精细地划分图像,因而也被更多应用到实际工程中^[8-10]。

综上所述,Curvelet 变换在图像降噪方面应用广泛,但通常为尺度间降噪处理,缺乏对尺度内方向相关性的研究。本文在 Curvelet 原有的尺度间相关性的基础上,根据齿轮具有中心对称的特点,利用 Curvelet 变换域同一尺度内不同方向间的变换系数所具有的相关性,提出了一种 Curvelet 域尺度与方向相关性联合降噪算法,以实现更为有效的齿轮图像降噪。

2 Curvelet 变换

Curvelet 变换采用的正交基为小波基,并在小波变换的基础之上对方向进行了细分。因此,Curvelet 变换的基函数除了具备小波基的多尺度特性外,还具备方向选择性。由于基的支撑区间满足各向异性尺度关系(Anisotropy Scale Relation),可以很好地逼近图像中的奇异曲线,因此 Curvelet 变换对于图像的轮廓边缘具有良好的表达效果。

本文采用的是图 1 所示的第二代 Curvelet 变换。

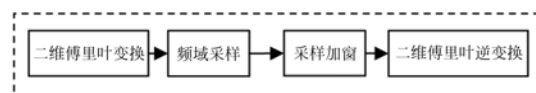


图 1 Curvelet 变换过程

Fig. 1 Curvelet transformation process

Curvelet 变换的具体变换过程如下:

(1) 图像可以视为一个二维函数 $f(x, y)$, $0 \leq$

$x, y < \omega$, 由于 Curvelet 变换的对象通常为方阵, 则图像高度和宽度均由 ω 表示。对其进行二维傅里叶变换, 得到二维频域表达如下:

$$f_1(n_1, n_2), -\omega/2 \leq n_1, n_2 < \omega/2. \quad (1)$$

(2) 在频域进行采样, 得到的采样值如下:

$$f_2(n_1, n_2 - n_1 \tan \alpha_i), (n_1, n_2) \in Q_j, \quad (2)$$

其中:

$$Q_j = \{(n_1, n_2) : n_{1,0} \leq n_1 < n_{1,0} + L_{1,j}, n_{2,0} \leq n_2 < n_{2,0} + L_{2,j}\},$$

其中: $L_{1,j}$ 和 $L_{2,j}$ 分别表示频域窗函数 $W_j(n_1, n_2)$ 支撑区间的长度和宽度; α_i 表示第 i 个方向对应的角度值。

(3) 将上述采样值和窗函数 $W_j(n_1, n_2)$ 进行相乘实现频域加窗:

$$f_3(n_1, n_2) = f_2(n_1, n_2 - n_1 \tan \alpha_i) \cdot W(n_1, n_2). \quad (3)$$

(4) 对加窗后的采样值进行二维傅里叶逆变换, 获得与之对应的曲波系数集合。按尺度的精细程度可将 Curvelet 系数集合分为 Coarse 层、Fine 层和 Detail 层。Coarse 层系数主要包含的是图像的概貌信息, 属于低频成分; Fine 层系数主要包含的是图像的高频细节信息; Detail 层介于两者之间, 主要用于描述边缘信息。Detail 层系数经过 Curvelet 变换后, 被细分为 $\log_2 m - 3$ 个尺度 (m 为图像的宽度), 在尺度内, 再进一步进行频域的方向细分。

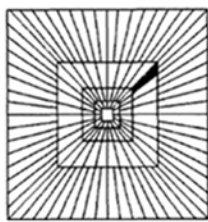


图 2 Curvelet 变换的尺度方向分割图

Fig. 2 Segmentation map of scale and direction correlations of Curvelet transform

Curvelet 变换的尺度方向分割图如图 2 所示, 图中的一个回字形代表一个尺度, 其中以纯黑色标识的部分为第三尺度的某一方向系数。本文将对 Detail 层各尺度间和尺度内方向间的相关性进行重点研究。

3 Curvelet 变换域系数相关性分析

为了进行相关性分析, 需要衡量噪声在不同尺度、不同方向上的分布情况。以峰值信噪比分别为 15 db 和 20 db 的含噪齿轮图像为例, 观察噪声在 Curvelet 变换的各个尺度和方向上的分布情况。结果如图 3 所示, 其中: ①为原图, ②和③是峰值信噪比分别为 20db 和 15db 的含噪图像; ④~⑥分别是①~③对应的 Curvelet 变换结果。从图 3 可以看到, 尺度间的噪声分布具有随噪声功率的增大逐渐由精细尺度(图⑤的第 4 层)向粗糙尺度(图⑤的第 3 层)扩散的特点。

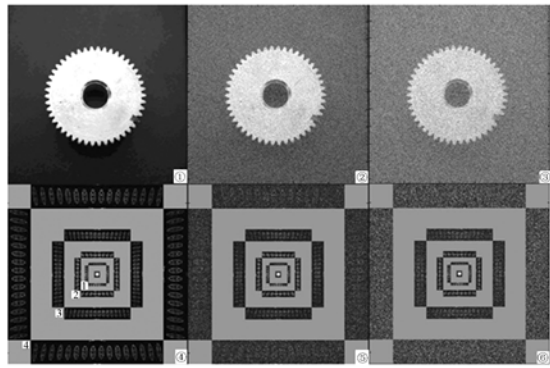


图 3 噪声分布实验结果

Fig. 3 Noise distribution results

在尺度间的相应位置上, 齿轮轮廓对应的 Curvelet 系数具有强相关性, 而随机噪声呈现弱相关, 甚至不相关, 这一特性与小波域尺度相关性相同, 因此可根据小波相关降噪法 (SSNF) 的思想进行尺度间的相关性去噪^[11]。

为进一步量化尺度间噪声的分布情况, 以峰值信噪比为 15 db 的含噪图像为例, 计算了 Curvelet 分解后各尺度峰值信噪比, 结果如表 1 所示。从表中可以看出, 噪声主要集中在外层(尺度 4)。

表 1 Curvelet 变换下各尺度峰值信噪比结果

尺度 1	尺度 2	尺度 3	尺度 4
23.79	23.786	23.738	23.632

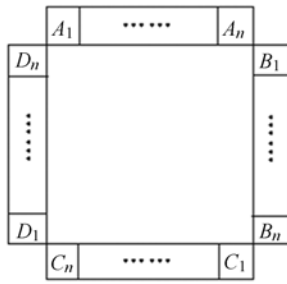


图 4 同一尺度不同方向之间的对应关系

Fig. 4 Corresponding relationship of the same scale in different directions

为了分析尺度内的方向相关性,选取了如图 3-⑤所示的 Curvelet 变换尺度 4 系数。如图 4 所示,Curvelet 变换在频域中将图像变换到 A、B、C、D4 个组,每组又被细分为 n 个方向,对于尺度 4, n 取值为 16。图中每个小矩形区域表示 Curvelet 变换域内同一尺度不同方向的系数。

表 2 分析了 Curvelet 分解得到的尺度 4 中不同方向间噪声分布的情况。从表中可以看出,各个方向上的峰值信噪比取值为 23~25 db,其分布区间如图 5 所示。

表 2 尺度 4 的 64 个方向噪声分布

Tab. 2 Noise distribution of 64 directions in scale 4

方向	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
A	24.057	23.826	23.722	23.689	23.631	23.584	23.529	23.433	23.4	23.514	23.579	23.616	23.679	23.715	23.816	24.038
B	24.024	23.805	23.7	23.657	23.606	23.568	23.511	23.385	23.375	23.503	23.566	23.606	23.655	23.7	23.799	23.936
C	23.905	23.795	23.699	23.649	23.605	23.562	23.493	23.343	23.268	23.49	23.558	23.603	23.641	23.696	23.774	23.852
D	23.837	23.752	23.692	23.639	23.601	23.551	23.446	23.196	23.192	23.441	23.546	23.587	23.636	23.69	23.75	23.834

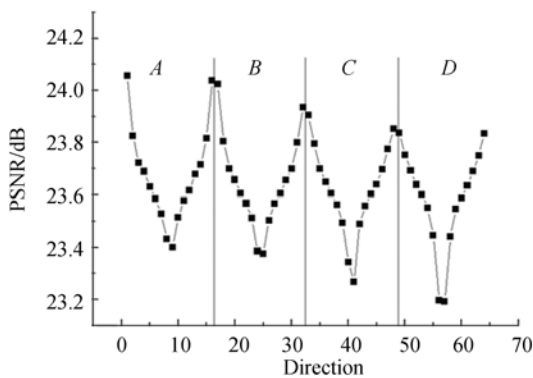


图 5 尺度 4 方向峰值信噪比分布图

Fig. 5 PSNR distribution of direction for scale 4

可以看到,在 A、B、C、D 4 组不同子方向间噪声分布均呈 V 型。然而齿轮图像本身的中心对称性和噪声分布的中心非对称性导致这 4 个 V 型并不完全相同。根据这一现象,可利用 Curvelet 变换后的方向相关性进行降噪,并将它与基于尺度相关性的降噪算法结合在一起进行更为有效的相关性联合降噪。

4 Curvelet 域相关性联合降噪算法

4.1 尺度间的相关性降噪

原图上某一位置在不同尺度下对应不同个数

的系数,如图 6 所示,某尺度上一点的系数坐标为 (m, n) ,其在相邻尺度(右边方框)上对应的系数的坐标分别为 $(2m, 2n)$, $(2m+1, 2n)$, $(2m, 2n+1)$, $(2m+1, 2n+1)$ 。因此,尺度间的相关量计算在满足图 6 所示对应关系的 Curvelet 系数间进行,并采用相除的方法计算。具体算法步骤如下:

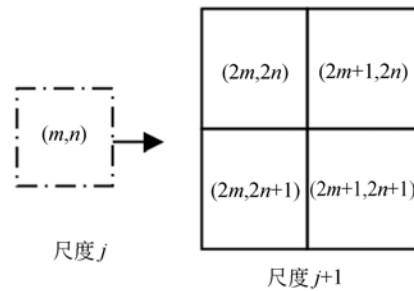


图 6 相邻尺度对应关系图

Fig. 6 Corresponding diagram of adjacent scales

(1) 设原图 Curvelet 变换系数某一方向上某一个点在不同尺度上的对应集合分别为:

$$C_j^i(m, n), \quad (4)$$

$$C_{j+1}^i(2m : 2m+1, 2n : 2n+1), \quad (5)$$

其中: j 表示尺度; i 表示方向; m, n 为图像上点对应的坐标。

(2) 这里相关量 λ 定义如下:

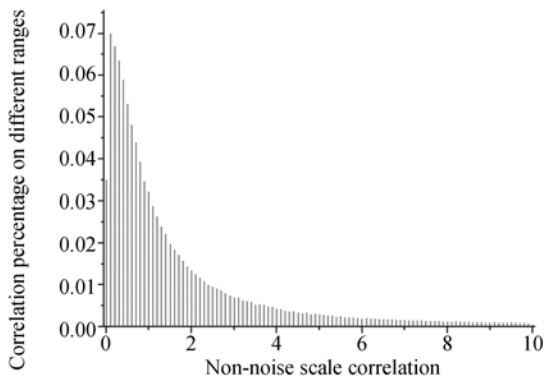
$$\lambda = \frac{C_j^i(m, n)}{\frac{1}{4} \sum_{a=2m+1}^{2m+1} \sum_{b=2n+1}^{2n+1} C_{j+1}^i(a, b)}, \quad (6)$$

计算过程中,如果式(6)分母的和式结果为零,则不进行任何处理。该方法不同于 SSNF 将乘积作为相关量的方法,省去了归一化这个步骤,减少了运算量,提高了运算速度。

(3)如果 λ 属于置信区间 Δ ,则该点噪声干扰较小,保留原来的数值;否则,该点受噪声影响较大,乘以置信系数 α ,进行降噪。

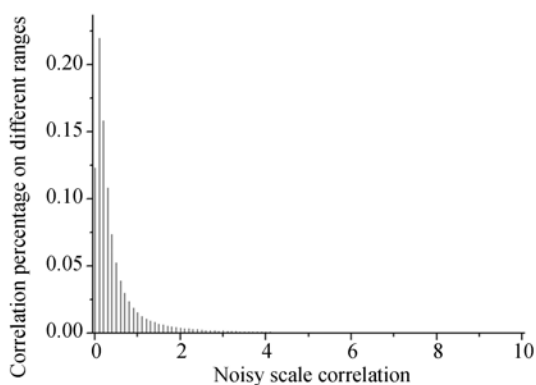
$$C_j^i(m, n) = \begin{cases} C_j^i(m, n), & \lambda \in \Delta \\ \alpha \cdot C_j^i(m, n), & \lambda \notin \Delta \end{cases} \quad (7)$$

通过对比如图 7 所示的相关量统计直方图可以发现:



(a) 无噪情况

(a) Histogram without noise



(b) 有噪情况 (PSNR=15 dB)

(b) Histogram with noise of 15 dB

图 7 相关量 λ 的统计直方图

Fig. 7 Histograms of correlation λ

- (1) 无噪声时, λ 主要分布区间为 $[0, 6]$;
- (2) 存在噪声时, λ 的集中分布区域显著缩

小,呈现出明显的区间分布特性,其中属于 $[0, 1]$ 的 λ 占总数的 90% 左右;

(3) 加噪后区间为 $[0, 0.5]$ 的 λ 数量增大了 3 倍以上,该区间的 λ 受到噪声影响较大。

这说明,采用实验方式在 $[0, 1]$ 确定置信区间时,通过重点选取区间下限,可将受较大噪声影响的值 λ 分辨出来。

由文献[12]中置信系数(萎缩因子)的经验公式可知,置信系数的取值为 $[0, 1]$,一般通过先验值计算得到。本文中,将其与置信区间一起通过实验方法获得。其中,置信区间为 $[0, 1]$,以 0.125 长度等间隔选取,共选择 8 组;置信系数为 0.2~0.9,按照 0.1 的间隔均匀选取。

表 3 不同置信区间和置信系数下尺度间降噪结果

Tab. 3 Denoise results of inter-scale correlations with different confidence coefficients and different confidence intervals (db)

α	Δ							
	0	0.125	0.25	0.375	0.5	0.625	0.75	0.875
	~1	~1	~1	~1	~1	~1	~1	~1
0.2	21.459	23.723	25.219	25.923	26.204	26.324	26.378	26.404
0.3	21.454	23.481	24.831	25.48	25.75	25.872	25.929	25.959
0.4	21.448	23.218	24.39	24.956	25.198	25.31	25.364	25.393
0.5	21.443	22.939	23.914	24.382	24.585	24.68	24.728	24.753
0.6	21.437	22.646	23.417	23.783	23.942	24.018	24.056	24.077
0.7	21.431	22.344	22.911	23.176	23.292	23.347	23.375	23.39
0.8	21.425	22.037	22.405	22.574	22.648	22.683	22.701	22.711
0.9	21.418	21.725	21.904	21.984	22.019	22.036	22.045	22.05

不同置信区间和置信系数下的处理结果如表 3 所示。由表 3 可以得出:对 15 dB 噪声图像的尺度间降噪,在置信区间 Δ 为 0.875~1,置信系数 α 为 0.2 时,图像可获得较好的处理效果,处理后的 PSNR 可达到 26.404 db。

4.2 尺度内的方向相关性降噪

以图 4 中不同方向的 Curvelet 系数 A_1, A_2, \dots, A_n 和 C_1, C_2, \dots, C_n 为例,由于这些系数具有对称特性(A_1 和 A_n 垂直对称, A_1 和 C_n 水平对称),因此,针对同一尺度上关于中心点对称的 4 个方向的系数,根据它们的对应关系,进行方向相关性降噪。

(1) 将同一点在 A_1, A_n, C_1, C_n 4 个矩形内的系数取均值。然后将 4 个点的系数分别与均值相

除作为相关量。(如果系数为零,则不做任何处理)

$$sum_j^i = C_j^i(m, n) + C_j^{p/4-i}(s-m, n) + C_j^{p/2+i}(s-m, q-n) + C_j^{3p/4-i}(m, q-n), \quad (8)$$

$$X_j^i(m, n) = 4 \cdot C_j^i(m, n) / sum_j^i, \quad (9)$$

其中; j 表示尺度; i 表示方向; m, n 为系数坐标; p 为该尺度方向总数; s, q 分别为该尺度一个方向上的总行数和总列数。

(2)对每个方向上的每一个点,若该点的相关量属于置信区间 Δ' ,则该点被判定为噪声较弱,保留原来数值;否则判定该点受噪声干扰严重,在原系数的基础上乘以置信系数 β ,进行降噪。

$$C_j^i(m, n) = \begin{cases} C_j^i(m, n), & X_j^i(m, n) \in \Delta' \\ \beta \cdot C_j^i(m, n), & X_j^i(m, n) \notin \Delta' \end{cases}, \quad (10)$$

对于含噪图像,经过尺度间降噪后残余噪声仍然集中在最外层,因此在该尺度内根据方向相关性进一步降噪。

表 4 不同置信区间和置信系数下方向间降噪结果

Tab. 4 Denoise results of inter-direction correlations under different confidence coefficients and different confident intervals (db)

β	Δ'					
	0.75 ~1	0.875 ~1	1 ~1.125	1 ~1.25	0.875 ~1.25	0.75 ~1.25
0.2	29.762	29.765	29.767	29.764	29.762	29.759
0.3	29.748	29.751	29.752	29.75	29.747	29.743
0.4	29.724	29.728	29.729	29.727	29.724	29.72
0.5	29.692	29.696	29.697	29.695	29.692	29.688
0.6	29.652	29.656	29.657	29.655	29.652	29.648
0.7	29.604	29.607	29.608	29.606	29.604	29.601
0.8	29.548	29.551	29.551	29.55	29.548	29.546
0.9	29.485	29.486	29.487	29.486	29.485	29.484

按照式(9)计算得到这一尺度内的 $X_j^i(m, n)$ 后,进行直方图分布统计分析,可以发现与 4.1 中相似的区间分布特性,即 90% 以上的 $X_j^i(m, n)$ 分布在 $[0.75, 1.25]$ 内。置信区间尺度 Δ' 和置信系数 β 的选取同样采用实验方法获得。

实验时,将 $[0.75, 1.25]$ 以 0.125 的间隔均匀分割,然后选择如表 4 所示的 8 个区间。置信系数在 0.2~0.9 之间以 0.1 的间隔均匀选取。

由表 4 可知,对含 15 db 噪声的图像进行相关性降噪,当尺度间降噪的置信区间 Δ' 为 1~1.125,置信系数 β 为 0.2 时,获得了最佳的降噪效果,PSNR=29.767。

5 算法性能验证

本实验所需的齿轮图像由图 8 所示的齿轮视觉检测系统采集。该系统主要由光源、光学放大镜头、CCD 相机、二维运动台及 PC 机组成。



图 8 视觉检测系统

Fig. 8 Visual inspection system

在仿真环境中分别进行了如下实验:(1)Curvelet 域相关性联合降噪算法在不同信噪比下的去噪性能验证;(2)与高斯滤波降噪、小波硬阈值降噪和 Curvelet 域硬阈值降噪算法的性能比较。

5.1 不同峰值信噪比下的去噪性能

由于在实际操作中无法根据 PSNR 计算阈值,通常采用先验值作为阈值,从而需要对不同噪声情况下的先验值降噪效果进行评估。本文通过对不同的 PSNR 噪声图像进行实验,并观察其处理效果。其中:尺度间置信区间和置信系数分别为 0.875~1 和 0.2;尺度内降噪置信区间和置信系数分别为 1~1.125 和 0.2,实验结果如表 5 所示。

表 5 不同噪声处理结果

Tab. 5 Results of different PSNRs (db)

处理前	尺度间相关降噪	尺度内方向降噪
5	16.761	20.275
10	21.644	25.144
15	26.404	29.767
20	30.777	33.834

由表 5 可知,针对 PSNR 为 5~20 db 的图像进行尺度间降噪后,PSNR 下降量超过 10 db。在

此基础上增加方向间降噪,PSNR 可再下降 3 db 以上。

5.2 不同算法的去噪性能比较

采用峰值信噪比分别为 5,10 和 15 db 的齿轮图像进行降噪实验,表 6 为实验结果。

表 6 含噪声图像和去噪后的 PSNR

Tab. 6 PSNRs of images before and after denoisings (db)

处理前 PSNR	高斯滤波降噪	小波变换降噪	Curvelet 阈值降噪	Curvelet 相关性联合降噪
5	13.826	16.897	11.051	20.275
10	18.83	21.739	15.988	25.144
15	23.738	26.062	20.88	29.767

实验中:高斯滤波降噪(中心系数为 0.25,四邻域系数均为 0.125,对角系数均为 0.625)、小波变换降噪(小波为 db1,硬阈值为 0.5)、Curvelet 阈值降噪(硬阈值为 0.5)及本文的 Curvelet 相关性联合降噪(其中尺度间置信区间选为 0.875~1,置信系数设定为 0.2;方向相关性降噪置信区间设定为 1~1.125,置信系数设定为 0.2)。

从表 6 可以定量看出,不同噪声干扰下的齿轮图像,相关性联合降噪的 PSNR 比高斯滤波高 6 db 以上;比小波变换高 3 db 以上;比阈值降噪高 8 db 以上。该算法可以很好地恢复图像边缘的信息,通过对标记齿进行放大分析可以看出,齿轮的边缘处理能力较好。

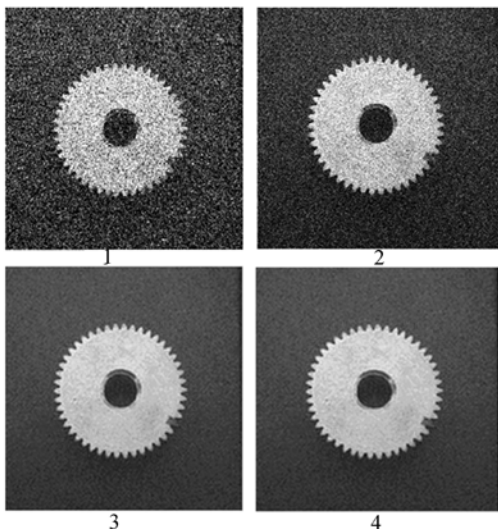


图 9 齿轮降噪后全貌图

Fig. 9 Whole gear pictures after denoising

图 9 为 4 种算法降噪后的齿轮全貌图(其中:1 为高斯滤波;2 为 Curvelet 相关性联合降噪;3 为小波变换降噪;4 为 Curvelet 阈值降噪。图 10、图 11 编号同图 9),可以直观地看出,1 和 2 的背景对比度优于 3 和 4,但 1 存在较大的残余噪声;图 10 为齿轮局部细节图,可以看出 1 的边界噪声点干扰严重,3 和 4 的边界模糊严重。

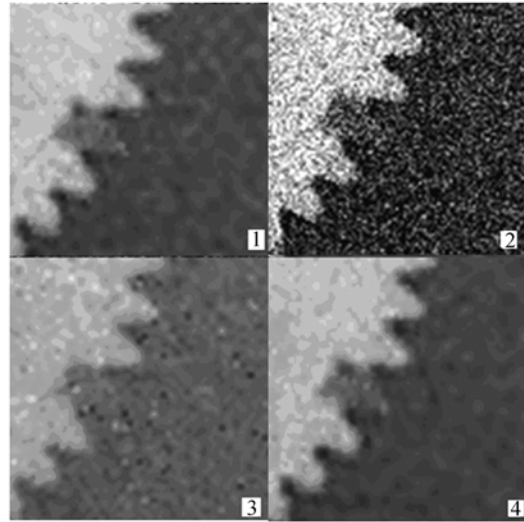


图 10 齿轮降噪后细节放大图

Fig. 10 Enlarged pictures of details for gear after denoising

将降噪处理后的结果送入边缘检测模块进行实验,各种算法的处理效果如图 11 所示。边缘提取采用的是索贝尔边缘提取算法。从图 11 的实验结果可以看出,相关性联合降噪结果的齿轮边缘的完整性明显优于其他 3 种降噪算法。其原因

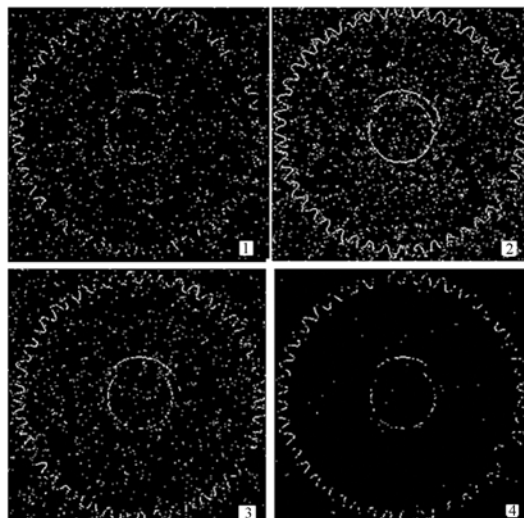


图 11 各种降噪算法处理结果图

Fig. 11 Results of various denoising algorithms

是,Curvelet变换在变换域将图像分为多个方向,通过对多个方向进行降噪,能够很好地保证曲线边缘差异。

在摄像机自标定时,本实验在齿轮内外轮廓分别寻找一个特征点作为输入。但当齿轮轮廓不完整、受噪声干扰严重时,将无法准确找到上述2个特征点,从而引起标定模型的计算偏差。从图11可以看出,经过相关性联合降噪之后,可以完整地提取出齿轮的内外圆轮廓,而其他降噪算法则无法保证内外轮廓的完整性(如图①);有的甚至将其它轮廓部分误判为内外轮廓(如图③和图④内轮廓的上半弧段)。由此可见,相关性联合降噪算法处理后的图像能较好地满足系统摄像机标定的需求。

6 结 论

本文针对齿轮视觉检测系统进行图像标定时

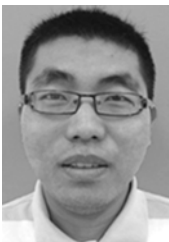
的降噪需求,提出了基于Curvelet变换的相关性联合降噪算法。对尺度间相关性和尺度内方向相关性降噪分别进行了实验,得出了相应的置信区间和置信系数。利用这些参数,对不同噪声的图像进行了实验。结果显示,噪声在5~10 db时,PSNR性能提升了13 db以上。与同条件下的Curvelet变换阈值降噪、小波降噪及高斯滤波降噪的对比结果表明,本算法的去噪性能比高斯滤波方法提高了6 db以上,比小波变换降噪提高了3 db以上,比阈值降噪方法提高了8 db以上。实验显示,相关性联合降噪算法对于齿轮边缘具有较好的保持效果,能够为小模数齿轮视觉检测系统中的摄像机自标定过程提供一个高质量的输入,从而为整个检测系统的精确稳定运行提供良好的保证。

参考文献:

- [1] 石照耀,张万年,曲宏芬.小模数齿轮单面啮合测量机的研制[J].仪器仪表学报,2011,32(4):913-919.
SHI ZH Y,ZHANG W N,QU H F. Development of measuring machine based on single-flank testing for fine-pitch gears [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2011, 32(4):913-919. (in Chinese)
- [2] 王文成.基于机器视觉的齿轮参数测量系统设计[J].机械传动,2011,35(2):41-43.
WANG W CH. Design of measurement system of gear parameter based on machine vision [J]. *Journal of Mechanical Transmission*, 2011, 35(2):41-43. (in Chinese)
- [3] 徐俊成,张莉彦,阎华.基于机器视觉的小模数塑料齿轮的在线检测[J].组合机床与自动化加工技术,2011,(3):57-60.
XU J CH,ZHANG L Y,YAN H. Small module plastic gear on-line detection based on machine vision [J]. *Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique*, 2011, (3): 57-60. (in Chinese)
- [4] 张明照,牟建华,刘扬,等.应用复Morlet小波变换分析条纹图相位[J].光学精密工程,2012,20(3):643-650.
ZHANG M ZH,MOU J H,LIU Y, *et al.*. Phase extraction for fringe patterns based on complex Morlet wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012,20(3):643-650. (in Chinese)
- [5] 朱明,孙继刚,梁伟,等.四元数曲波变换多源多聚焦彩色图像融合[J].光学精密工程,2013,21(10):2671-2678.
ZHU M,SUN J G,LIAN W, *et al.*. Multiple multi-focus color imae fusion usin quaternion curvelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10):2671-2678. (in Chinese)
- [6] 武国宁,孙娜,段庆全.多尺度几何分析及其在去噪中的应用[J].计算机应用与软件,2011,28(7):64-68.
WU G N, SUN N, DUN Q Q. Multi-scale geometric analysis and its application in denoising[J]. *Computer Applications and Software*, 2011, 28(7): 64-68(in Chinese)
- [7] 李文博,罗代升.基于Curvelet和Wavelet结合的SAR图像降噪方法[J].四川大学学报:工程科学版,2012,44(S1):145-149.
LI W B, LUO D SH. SAR image denoising based on combined Curvelet and Wavelet [J]. *Journal of*

- Sichuan University: Engineering Science Edition*, 2012, 44(S1):145-149. (in Chinese)
- [8] 李财莲. 图像多尺度几何分析及去噪算法研究 [D]. 长沙:国防科学技术大学, 2011.
LI C L. *Research on Image Multiscale Geometric Analysis and its Application for Image Denoising* [D]. Changsha: Graduate University of National Defense Technology, 2011. (in Chinese)
- [9] 李文辉. 基于多尺度几何分析系数相关性去噪算法研究 [D]. 济南:山东大学, 2012.
LI W H. *Study on MGA-based Image Denoising Algorithm using Dependence of Coefficients* [D]. Jinan: Shandong University, 2012. (in Chinese)
- [10] 张文娟, 康家银. 基于多尺度分析和数学形态学融合的边缘检测 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(9):85-88.
ZHANG W J, KANG J Y. Edge detection based on fusion of multi-scale analysis and mathematical morphology [J]. *Computer Applications and Software*, 2011, 28(9):85-88. (in Chinese)
- [11] 郁梅, 易文娟, 蒋刚毅. 基于 Contourlet 变换尺度间相关的图像去噪 [J]. 光电工程, 2006, 33(6):73-77.
YU M, YI W J, JIANG G Y. Image denoise based on inter-scale correlations of Contourlet transform [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2006, 33(6):73-77. (in Chinese)
- [12] 朱为, 李国辉, 涂丹. 一种基于第 2 代曲波变换的尺度相关图像去噪方法 [J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(12):2281-2285.
ZHU W, LI G H, TU D. A scale correlation image denoising method based on the second generation Curvelet transform [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, 13(12):2281-2285. (in Chinese)

作者简介:



张玉德(1987—),男,河南鹤壁人,2011年于中原工学院获得学士学位,主要从事摄像机标定及图像处理算法方面的研究。E-mail: zyck072@126.com

导师简介:



叶树亮(1973—),男,安徽黄山人,博士,教授,2005年于哈尔滨工业大学获得博士学位,主要研究方向为超精密测量、先进传感与仪器技术、工业在线检测技术。E-mail: IITMI_paper@126.com

(版权所有 未经许可 不得转载)