

## 基于经验模态分解法的光学条纹图像处理研究进展

王辰星<sup>1,2</sup>, 达飞鹏<sup>1,2</sup>

- (1. 东南大学 自动化学院, 江苏 南京 210096;  
2. 东南大学 复杂工程系统测量与控制教育部重点实验室, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 条纹图处理是光学测量技术中一个非常重要的步骤。从早期的经典傅里叶变换, 到随后引入局部分析能力的窗口傅里叶变换、小波变换、S 变换, 再到近些年变分模型分解、经验模态分解 (EMD) 等, 条纹图处理技术经历了长足的研究和发展历程。在这些优秀的技术中, EMD 算法由于具有较强的自适应性和复杂信号处理能力而在近些年受到一定的关注。文中结合条纹图处理的关键内容和发展历程, 重点分析和总结了 EMD 算法及其应用于条纹图处理的关键问题和研究进展, 指出了该技术尚存的技术难点和主要问题, 为相关技术的发展提供了理论和实践的参考。

**关键词:** EMD 算法; 条纹图处理; 光学测量

**中图分类号:** TP391.4      **文献标志码:** A      **DOI:** 10.3788/IRLA202049.0303013

## Researches of optical fringe pattern analysis based on EMD algorithms

Wang Chenxing<sup>1,2</sup>, Da Feipeng<sup>1,2</sup>

- (1. School of Automation, Southeast University, Nanjing 210096, China;  
2. Key Laboratory of Measurement and Control of Complex Systems of Engineering, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Fringe pattern analysis is an important content for optical measurement. The fringe pattern analysis have been researched for a long time, which have introduced the Fourier transform, the windowed Fourier transform, the wavelet transform, the S transform, the recent variable mode decomposition and empirical mode decomposition (EMD) and etc. Compared with other methods, EMD has strong abilities being adaptive and suitable for complex signals, so it gets more attentions in recent years. In this paper, combined with the key contents of fringe pattern analysis, the EMD algorithms and their applications in fringe pattern processing were reviewed. The remaining key issues and technical difficulties were concluded, which were expected to provide some reference for future researches in relevant fields.

**Key words:** empirical mode decomposition; fringe pattern analysis; optical measurement

收稿日期: 2019-12-05; 修订日期: 2020-01-06

基金项目: 国家自然科学基金 (61828501)

作者简介: 王辰星 (1982-), 女, 副教授, 博士, 主要从事光学测量、视觉、模式识别方面的研究。Email: cxwang@seu.edu.cn (通讯联系人)

## 0 引言

在大多数光学测量技术中,条纹图像通常是信息的载体,如何能够精确地从条纹图中提取到所需的有用信息是一个非常重要的工作。条纹图通常包含背景、噪声及相位调制信号(Phase-modulated signals, PMS)等成分,其中背景指环境等光源照射到物体表面引起的反射光强,噪声为随机噪声或散斑噪声等,PMS则包含了测量系统的光调制强度和由物体位移、形变等引起的调制相位等有用信息<sup>[1]</sup>。大多数的条纹图像处理主要集中于去除噪声及背景,实现对PMS的增强,以利于更加有效地提取相位等有用信息。

传统的相移法通过简单的加减和反正切等三角公式计算即可精确地提取条纹图的相位信息<sup>[2]</sup>,已经得到广泛而成熟的应用。在相移计算过程中,条纹图的背景成分在减法计算中得以抵消,而噪声成分也相对削弱。当测量对象或测量环境相对静止时,相移法几乎不再需要额外的条纹图处理。然而,一旦测量物体或环境相对变化,条纹图像的背景不能保持完全一致,此时,对条纹图像的处理则成为必要的工作。

傅立叶变换是最早应用于单帧条纹图像处理的方法<sup>[3]</sup>。该方法将条纹图像从时域空间变换到频域空间,通过设计合适的滤波器将高频及低频频谱滤除,从而实现空域中高频噪声和低频背景的去除。由于傅立叶变换是全局操作,若空域中条纹图像的背景分量较为复杂,其在频域中的频谱带宽会非常宽,这会导致宽频带的PMS分量频谱与背景分量频谱产生混叠,给频域滤波带来极大的困难。因此,傅立叶变换法在实际应用时是有测量范围要求的,它一般仅适用于简单、均匀周期变化的信号或图像<sup>[4]</sup>。

为了扩宽傅立叶变换法的测量范围,一种做法是引入空间窗或基函数,对窗口内或函数限定的局部信号做傅立叶变换后提取频谱的最大脊,最终将所有局部信号频谱的最大脊进行整合叠加,得到完整信号的谱。这种做法增强了对局部信号的分析能力,使各频带信号的频谱在频域上各就其位,有代表性的算法是窗口傅立叶变换<sup>[5]</sup>、小波变换<sup>[6]</sup>、S变换<sup>[7]</sup>等。这些方法一定程度上解决了宽频带信号的频谱混叠问题,但还存在一些问题:(1)以上基于最大脊方法的理论前提是条纹图像的相位变换是线性慢变的<sup>[8-9]</sup>,因此对

于复杂变化的条纹图像其处理能力有限;(2)窗口的尺度或基函数的设定通常需要经验设定,尽管出现一些以自适应为目标的方法和研究<sup>[10-12]</sup>,它们仍很难鲁棒地应用于实际。

为了避免频域分析法的上述问题,直接基于空间域进行图像的分析和处理逐渐成为另一种主流方向。基于空域的方法主要按照空间尺度的变化将图像分解成不同的模式,这些模式对应条纹图像不同的物理成分,通过分类、识别这些成分从而实现条纹图像的处理。变分图像分解法和经验模态分解法(Empirical mode decomposition, EMD)是这类方法的典型代表。变分图像分解法通过函数空间描述图像各个成分信息,然后由相应函数空间上的范数构造出能量泛函,并通过极小化能量泛函实现各图像成分的分解。该方法在条纹图像去噪、滤波等工作上展现出了优秀的处理能力,但是,不同类型的条纹图像就需要构造不同的变分图像分解模型来准确地描述各图像分量,相应地,模型中参数的选取大多仍需要经验确定,这些问题给该方法的实际应用带来不少挑战<sup>[13]</sup>。EMD法是另一种空间图像分解方法,它完全由数据本身驱动,通过自适应地迭代筛分过程来实现对图像的自动分解。该方法自适应好,对复杂信号具有较强的分析能力,因此具有较好的应用潜力<sup>[14,15]</sup>。文中即针对EMD法的原理、问题以及其在条纹图处理方向的研究进展做出了深入地分析和研究,并结合已有的工作剖析了该方法尚存在的问题及未来的研究展望。

## 1 EMD算法及其用于条纹图像处理的原理

### 1.1 EMD算法

EMD法将任意复杂信号分解为简单的本征模态函数(Intrinsic mode function, IMF),每一个本征模态近似对称于局部均值,是一个拟正弦波,而本征模态之间是近似相互独立的。为简述方便,以一维信号为例,EMD算法的基本步骤如下<sup>[16]</sup>:

- (1) 初始化  $d(x)$  为待分解信号  $I(x)$ , 迭代系数  $i=1$ ;
- (2) 检测  $d(x)$  的所有极大值和极小值,并分别形成极大值包络和极小值包络;
- (3) 计算两个包络的均值为  $m(x)$ ,并将其从  $d(x)$  中减去:  $d(x) \leftarrow d(x) - m(x)$ ;
- (4) 重复步骤(2)和(3)直到满足内层迭代停止准

则, 此时得到  $IMF_i(x)=d(x)$ ;

(5) 将  $IMF_i(x)$  从原信号移除:  $I(x) \leftarrow I(x) - IMF_i(x)$ ;

(6) 重复步骤 (1) 至 (5), 得到所有的 IMF 分量, 直到满足外层迭代停止准则;

(7) 将最后剩余的  $I(x)$  写作残余分量  $r(x)$ 。

上述过程包含内层迭代 (步骤 (2)、(3)) 和外层迭代 (步骤 (1) 至 (5)) 两个主要过程, 其中一次内层迭代也被称为一次筛分, 即通过去除信号低频的代表整体趋势的分量, 来筛出信号局部、高频的波动。经 EMD 处理后的结果可写为:

$$I(x) = \sum_{i=1}^K IMF_i(x) + r(x) \quad (1)$$

式中:  $K$  为 IMF 的个数。从该式可以看出, EMD 的分解结果从空间上是可以重构出原信号的。将上述步骤中所有一维的信号替换为二维图像, 即可实现 EMD 算法二维图像空间的扩展。

## 1.2 EMD 算法的关键问题及其发展历程

由上述 EMD 算法的步骤可见, 内层迭代的极值点检测和极值包络的形成是该算法的根基, 是决定各 IMF 分解质量的关键, 此外, 内层迭代及外层迭代的停止也决定了 EMD 的分解结果。以下将结合 EMD 算法的关键因素来介绍其关键问题及相应的发展历程。

### 1.2.1 EMD 极值点的检测问题

通常说 EMD 算法完全由数据本身驱动, 本质原因就在于 EMD 整个算法过程是基于数据本身的分布特征即局部极值点的分布而进行的, 因此极值点的检测非常重要。对于一维信号来说, 局部极值点的检测没有争议, 仅需逐点判断某一时间点信号相邻的两点是否发生梯度方向的变化即可确定该点是否为极值点。然而, 对于二维信号来说, 由于局部空间的划定不唯一, 因此二维空间中局部极值点的检测也是无法唯一化的。综合效率和效果来说, 形态学运算是现今二维 EMD (Bi-dimensional EMD, BEMD) 进行局部极值检测最常用的方法<sup>[17-18]</sup>。这种方法一个比较关键的问题是, 形态学操作所使用的结构元素其尺寸该如何确定, 而这个问题在下述极值包络的构造问题中也会遇到。

### 1.2.2 极值包络的构造问题

极值包络是将检测出来的极值点平滑地连接起来, 用以描绘空间信号的大体外形轮廓, 因此, 构造极

值包络的传统方法是插值法。一维 EMD 普遍采用样条插值<sup>[16]</sup>, 效果较好。BEMD 早期采用径向基平面插值法<sup>[17]</sup>, 但平面插值计算量非常大, 处理一幅普通大小的图像要以数十分钟计, 此外, 插值法过分依赖差值中心、位置方向等, 通常会使得分解结果出现许多虚假信息或混叠, 使得 BEMD 无法应用于实际。

快速经验模态分解 (Fast and adaptive BEMD, FABEMD) 是 BEMD 方法算法中走向实际应用的里程碑, 它提出使用顺序统计滤波器 (Order-statistics filters)、采用平滑滤波的方法来构造极值包络<sup>[19]</sup>。由于借助快速计算算法, 这种构造包络的方式使得 BEMD 从以分计缩短至以秒计; 由于采用平滑滤波, 并且能够根据极值点间的距离排序自适应计算滤波器尺寸, 因此该方法构造的极值包络质量大大提高, 从而使得筛分过程的效率和效果均大大提高。在基于 FABEMD 的许多改进工作中, 强速 EMD (Enhanced fast EMD, EFEMD) 的算法是其中有显著效果的一种算法<sup>[20]</sup>, 该方法主要有两点改进: 用形态学算法代替了顺序统计滤波方法; 将 FABEMD 中估算滤波器尺寸时对极值点间距离的反复排序、统计工作替换成了对极值点间的平均距离估算。这两点改进进一步减轻了繁琐的排序、统计, 使原本可以达到数十秒运算力的 FABEMD 加快到 1~2 s 左右 (500×500 像素点的图像), 这大大加大了 BEMD 应用到实际的可能性。

### 1.2.3 模式混叠问题

上述极值点的检测及极值包络的构造构成了 EMD 筛分的主要内容。笔者期望 EMD 分解所得的每个 IMF 都是单模态的, 以便于后续对这些 IMF 的分类、识别和处理。但是, 现实中, 大家可能会经常得到一个 IMF 里面混杂了好几种尺度的模态, 这种现象被称作模式混叠 (Mode mixing)。模式混叠问题的产生根源在于信号在筛分过程中检测出来的极值点空间上分布不连续, 基于这样的极值点构造出来的极值包络是多种模态分量的混合, 经过后续的迭代筛分, 最后产生的 IMF 出现模式混叠<sup>[21, 22]</sup>。

模式混叠问题是 EMD 算法中最棘手也最关键的问题, 解决这个问题的做法大致可分为两类: (1) 采用固定阈值固定某个模式, 如: 对分解所得 IMF 进行滤波处理仅保留某个固定的尺度模式<sup>[21]</sup>, 或者采用固定的区域使所检测的极值分布均匀<sup>[23]</sup>; (2) 筛分过程中

辅助添加信息使某个尺度极值点的分布变得均匀,如:辅助添加白噪声<sup>[24]</sup>,或添加自主设计的正弦信号<sup>[25-26]</sup>。前者需要固定的参数设置,很难满足灵活多变的实际需求,因此,辅助添加信息从根源上解决模式混叠成为更多应用的选择。这种方法的主要思想是:每次往原信号中添加辅助信息后,用 EMD 对信号进行一次分解,添加若干次之后,将所有的分解结果进行整合,从而消除所添加信号的影响。系综经验模态分解(Ensemble EMD, EEMD)是这类方法的一个典型,由于白噪声在频域上表现为很宽的频带特征,因此能够相应地在各个尺度空间上“创造出”极值点,从而使各个尺度的极值点分布均匀,解决了模式混叠问题<sup>[24]</sup>。EEMD 由于良好的效果而被广泛应用,也衍生出许多优秀的改进算法<sup>[25-27]</sup>,具有代表性的如 Complementary EEMD<sup>[25]</sup>和 Complete EEMDAN(Complete EEMD with adaptive noise)<sup>[26]</sup>等。然而,这些基于 EEMD 的方法为了抵消所添加白噪声的影响,需要加大添加白噪声的次数,这也相应加大了进行 EMD 分解的次数,因此,这些方法具有非常大的计算量,尤其是针对二维图像的 BEEMD 算法,计算量更是大大增加。为了高效率地起到白噪声的作用,另一类方法辅助添加自主设计的正弦信号,取得了不错的效果<sup>[28-30]</sup>。比较有代表性的是 RPSEMD(Regenerated Phase-shifted sinusoids-assisted EMD)算法,通过聚类分析找到每次筛分中的最高频率成分,并根据它设计所要添加正弦信号的频率和幅值,由于仅需要添加几次正弦信号,因此,该方法相比 EEMD 法效率上有极大地提升,同时,也避免了 EEMD 法的噪声残留问题<sup>[30]</sup>。由于简单有效,这种方法又被进一步扩展为二维的 BSEMD 算法,同样取得了不错的效果<sup>[31]</sup>。

#### 1.2.4 迭代停止准则等其他问题

根据 EMD 算法的步骤,迭代停止准则也是影响 EMD 算法效果的因素。EMD 法分为内层迭代和外层迭代,前者决定了 IMF 的产生,而后者决定了 IMF 产生的数量。传统的 EMD 算法根据相邻两次筛分结果的差异性来设定内层迭代停止条件,也就是当 2.1 节中步骤 3 的  $d(x)$  随着迭代次数的增加几乎没有变化差异的时候,可以认为某个模态的筛分完成,内层迭代停止<sup>[19, 32]</sup>。EMD 算法发展到 FABEMD<sup>[20-21]</sup>时,采用平滑滤波方式构造的极值包络质量非常高,进而

筛分过程非常高效,因此不再需要反复的内层迭代,故内层迭代停止准则也不再需要。外层迭代的停止,要么设定一个频率(或极值点数)的常数阈值<sup>[21, 32]</sup>,要么根据实际应用中的具体特性来设定,比如条纹图像中所有条纹部分分解出来后即可停止分解<sup>[31]</sup>。前者很难设定一个广泛通用的阈值,若阈值太大(极值点数过少),分解不够彻底,若阈值过小(极值点数过多),分解过多的冗余 IMF 造成时间和计算的浪费;后者是一个很好的解决思路,但即使对于条纹图像分析领域,目前也还没有非常实用、鲁棒的方法。因此,如何设定有效的外层迭代停止条件仍然是需要继续研究的地方。

除了上述的筛分、迭代过程中的核心问题,还有一些 2.1 节步骤中所没有体现出来的细节因素也是关注点所在,例如边界问题、信号的采样问题以及算法的并行化计算等<sup>[32-34]</sup>。

### 1.3 EMD 算法用于条纹图像处理的基本原理

光学条纹图像通常可写作下式:

$$I(x, y) = n(x, y) + a(x, y) \cos \varphi(x, y) + b(x, y), \quad (2)$$

式中:  $n(x, y)$  为噪声分布;  $a(x, y)$  为幅度调制分布;  $\varphi(x, y)$  为相位分布;  $b(x, y)$  为背景分量。大多数条纹图像处理的目的是为了得到调制相位  $\varphi(x, y)$ , 这就需要增强  $\cos \varphi(x, y)$  分量, 因此, 条纹图像处理工作主要是从条纹图像中剥离噪声、背景以及幅度调制等。使用 BEMD 法对条纹图像进行分解可得到一系列 BIMFs, 如果将每个分解结果写作  $\text{BIMF}_k(x, y)$ , 其中下标  $k$  表示分解结果的序号, 那么根据 EMD 筛分的特性, 所有依序排列的 BIMFs 是从高频到低频排列, 也就是从小尺度到大尺度排序。条纹图像的背景一般指背景环境光照射到物体表面引起的反射强度, 通常认为是低频分量, 而随机噪声的主要强度部分体现为高频, 因此, 用 BEMD 分解条纹图像所得的 BIMFs 和条纹图分量的构成具有如下图的对应关系:

可见, 根据 BIMFs 的空间尺度变化可将它们分为三组, 由 BIMF 的下标  $k_1$  和  $k_2$  划分, 这三组分别对应噪声、PMS 和背景, 进而 EMD 条纹图像处理的主要工作集中在如何智能地对所得的 BIMFs 进行分类和识别, 以实现去噪、去背景等条纹图像增强工作, 以下将重点总结和分析相关的内容。

## 2 基于 EMD 的条纹图像处理研究

### 2.1 基于 EMD 的条纹图像去噪

EMD 最先被引入光学条纹图像分析就是为了实现图像的去噪。最早的工作是将一维 EMD 引入到条纹图像的散斑去噪。考虑到条纹的方向性,参考文献 [35] 分别从水平、竖直、两条对角线这四个方向对条纹图像做逐行(列)分解处理,每行(列)处理结构固定前三个或其他固定数量的 IMF 为所要去除的噪声,最终把四个方向的结果进行求平均得到最终结果。很明显,这种一维处理方法非常繁琐,这使得研究人员自然地想到使用 BEMD 来完成该工作。由于最初的 BEMD 仍采用平面插值法构造极值包络<sup>[18]</sup>,导致分解速度非常低,因此参考文献 [36] 先对条纹图像做中值处理,滤除大部分噪声之后再采用 BEMD 分解图像,这样可以减少分解的高频噪声数量,进而固定前几个 BIMF(少于前 5 个)即可确定要去除的噪声分量。为了解决 BEMD 的模式混叠问题,BEEMD 法也进一步被用来进行去噪工作,由于添加噪声的有效性,参考文献 [37] 认为所有噪声集中于第一个 BIMF 项,因此去除 BIMF<sub>1</sub> 即能去除大部分噪声,但当噪声强度比较大时,这种做法是不适用的。

上述分析可见,最初的 EMD 条纹图像去噪法大多凭借经验确定所得 IMF 的噪声组,即图 1 中的  $k_1$ ,这显然无法满足实际的灵活需求,因此,自适应确定  $k_1$  的研究应运而生。参考文献 [38] 基于一维 EEMD,将分解出的 IMF 分为两组,并对两组中每个 IMF 求自相关函数后将两组自相关系数的总和求比值,然后列举所有可能的分组方式并计算相应的比值,对比这若干个比值,检测到发生突变的地方则认为是噪声和 PMS 临界的地方。类似的思想,参考文献 [39] 同样将所有 IMF 依次分成两组并计算所有两组标准差的变化,通过与阈值的对比来检测标准差变化最大的分

组,从而确定临界 BIMF <sub>$k_1$</sub> 。参考文献 [40] 则引入瞬时频率,从 IMF<sub>1</sub> 开始,若 IMF 的瞬时频率均值大于基频的 2 倍,即可认为该 IMF 属于噪声分量。为了高效地解决模式混叠问题,参考文献 [41] 引入 RPSEMD 并基于自相关函数的特性设定了确定噪声组的准则,即若自相关函数的最大值与其一侧相邻两个极值两两之间的距离小于 3,则可认为该 IMF 属于噪声项。由于是一维的逐行/列处理,这些方法显然仅适用于一种条纹走向的图像(如垂直或者水平的载频条纹)。随着 BEMD 相关算法的开发研究进程,一些直接基于二维 EMD 的去噪方法逐渐出现。参考文献 [42, 43] 将参考文献 [38] 的方法扩展到二维空间,使用 BEEMD 算法确保分解得到有效的 BIMFs,然后用同样的方法找出临界 BIMF 的下标  $k_1$ 。为了加快算法速度,一种快速 BEEMD 的方法将 FABEMD 作为基函数,同时计算 BIMF 的能量进一步确定噪声组的临界下标  $k_1$ <sup>[44]</sup>。

采用对 IMF 分组的方式进行去噪具有一定的效果,但是仍存在一些问题。根据白噪声的统计特性,其频谱遍布整个频域空间<sup>[45]</sup>,因此,将几个高频 IMF 分组后再去除,只能去除一部分高频的噪声。然而,当噪声强度比较严重时,中、低频也会散布一些噪声,这些噪声具有和条纹图中 PMS 相同的尺度,当 PMS 并不是遍布整个空间,那么相应的 BIMF 中不存在 PMS 的局部区域会被相同尺度的噪声充斥,造成噪声残留、去噪不彻底。一种基于 FABEMD 的选择重建法(Automated selective reconstruction and EFEMD, ASR-EFEMD),认为条纹图像中的 PMS 分量其幅值强度远大于噪声和背景分量,因此,仅需要将某个位置点处所有分解所得的 BIMFs 值进行对比,挑选出最大值作为 PMS 分量,相当于实现了噪声和背景的同时去除,最后将所拼成的 PMS 分量图做幅度解调归一

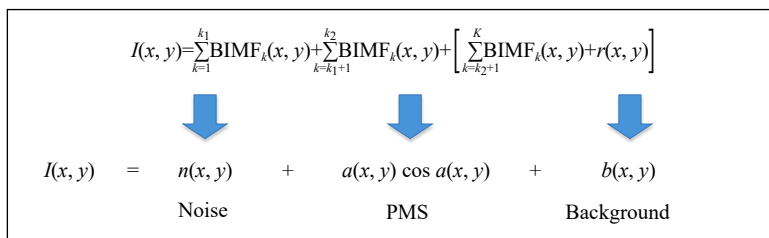


图 1 BEMD 分解结果与条纹图分量的对应关系

Fig.1 Relationship between the decomposition results of BEMD and the components of a fringe pattern

化即可<sup>[20,46-48]</sup>。该方法效果较好,得到了一定的应用<sup>[48-50]</sup>。但是由于所用的 FABEMD 或 EFEMD 分解法仍存在模式混叠问题,当条纹图像的 PMS 或背景比较复杂时,局部的噪声或背景分量混入 PMS 的 BIMF,由于具有较大幅值而可能被误选为 PMS 分量。参考文献[31]提出的 BSEMD 解决了模式混叠问题,并对分解的 BIMF 求能量,根据能量的变化拐点确定临界下标  $k_1$  后从而去除噪声组,此外,对最终确定的 PMS 进一步进行形态学开、闭、膨胀等操作,标志出其中各 BIMF 的局部噪声分量从而进一步彻底去除局部区域的中低频噪声。

基于上述分析,文中选择快速、有效的 EFEMD 为基础方法分别实现了基于 BEEMD<sup>[44]</sup>, ASR-EFEMD<sup>[20]</sup> 和 BSEMD<sup>[31]</sup> 算法的条纹图像去噪。图 2 所示为一幅含有较强噪声且背景变化强烈的条纹图像,图 3 显示了三种方法对该条纹图像分解所得的 BIMFs,为了显示清楚,对每个 BIMF 做了简单的线性归一化处理。由图可见, BEEMD-EFEMD 以及 ASR-EFEMD 的前几个噪声 BIMFs 多少都混杂着一些 PMS 分量,而 BSEMD 相对来说分解效果较好。对于低频的分解结果, BIMF<sub>7</sub> 的中心条纹部分,前两种方法均混有尺度类似的背景印迹,而 BSEMD 的 BIMF<sub>7</sub> 显示出良好的分解结果。总的来说, BSEMD 显示出了较好的图像分解水平。基于这三种方法的分解结果,分别采用参

考文献 [44]、和 [31] 的方法进行图像去噪, BEEMD 中涉及的参数选择参考文献 [24, 44] 所给的建议, ASR-EFEMD 则先根据观察手动去除 BIMF<sub>1</sub>~BIMF<sub>2</sub> 和 BIMF<sub>7</sub>~BIMF<sub>8</sub> 然后再进行选择成分重建,因为这里仅对比去噪效果,因此重建结果会再把 BIMF<sub>7</sub> 和 BIMF<sub>8</sub> 加回去,以保证结果不受背景消除效果的干扰。从图 4 可以看出, BEEMD-EFEMD 法残留有一定的中低频噪声,这是因为相对于中频 PMS 的 BIMFs,图像中心地带是空白区域,因此会不可避免地残留有与 PMS 同尺度的噪声。而 ASR-EFEMD 和 BSEMD 都会针对 BIMF 的局部区域做进一步处理,因此去噪效果相对较好。

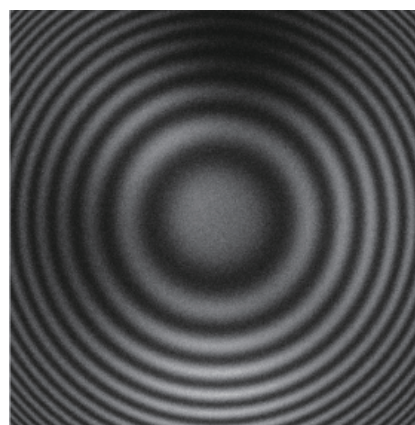


图 2 一幅条纹图像

Fig.2 A fringe pattern

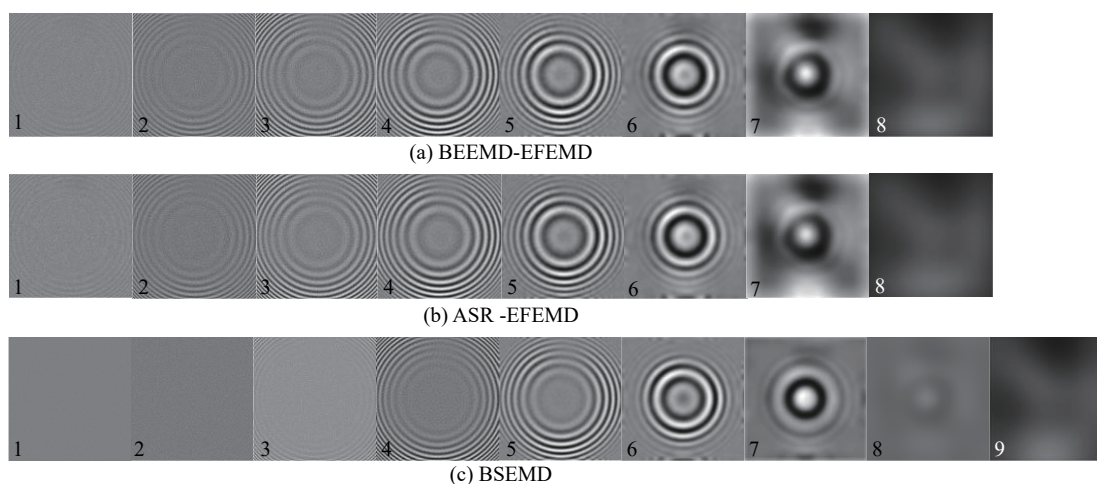


图 3 三种 BEMD 法的分解结果。(a) BEEMD-EFEMD 法; (b) ASR-EFEMD 法; (c) BSEMD 法

Fig.3 Decomposition results of three BEMD methods. (a) BEEMD-EFEMD; (b) ASR-EFEMD; (c) BSEMD

## 2.2 基于 EMD 的条纹图背景去除及条纹图增强

在相移法中,若环境光动态变化会引起最终测量

误差;而在傅立叶变换测量系统中,由于仅有单幅图像可供提取相位信息,若环境光强分布非常不均匀,

低频的背景环境光强其频谱会和 PMS 的频谱产生混叠,从而给测量带来误差。因此,对于一些测量系统来说条纹图的背景去除是非常重要的工作。条纹图像的背景大多是由环境光照射到物体表面由于反射引起的图像强度,相比条纹图像的 PMS 分量,背景通常处于低频带,因此,根据图 1 所示,基于 EMD 的条纹图像背景去除主要是确定 PMS 与背景分量之间的临界 BIMF 其下标  $k_2$ 。

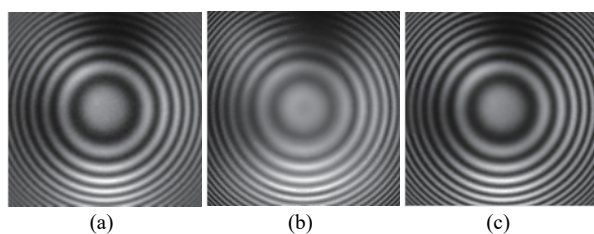


图 4 三种方法的去噪效果。(a) BEEMD-EFEMD 法; (b) ASR-EFEMD 法; (c) BSEMD 法+后处理<sup>[31]</sup>

Fig.4 Denoising results of three methods. (a) BEEMD-EFEMD; (b) ASR-EFEMD; (c) BSEMD + post processing<sup>[31]</sup>

在很多背景变化简单的工作中,将 EMD 条纹图像分解后剩余的分量  $r(x, y)$  作为背景分量<sup>[51-52]</sup>。然而,当背景环境光变化复杂时,背景分类并不仅仅表现为近乎直流的剩余分量,还会被分解为低频的 BIMF,此时的背景分量应该由低频的 BIMFs 组和剩余分量  $r(x, y)$  共同构成。起初,确定背景分量的临界 BIMF 下标  $k_2$  主要依靠人工经验确定<sup>[53-55]</sup>,随着测量系统自动化要求的提高,开始有研究期望自动检测并设置  $k_2$ 。参考文献 [56] 利用 BIMF 相对于零轴对称的特点,认为 PMS 分量对应的 BIMFs 求和后应为一个接近于 0 的常数值,而背景分量对应的 BIMF 不符合此假定,通过设定一个阈值,将 BIMFs 的求和与该阈值进行比较,即可判断出  $k_2$ ,因此,这个阈值的设定非常关键,而文中采用经验设定。参考文献 [57] 引入 MI (Mutual information) 参数,通过相邻 BIMFs 的 MI 值变化来检测  $k_2$  应出现的位置,很明显,这种方法会因 EMD 的模式混叠问题而出现误差。另一种基于形态学操作的 BEMD 新算法 (Morphological operation-based BEMD, MOBEMD),通过欧式距离变换检测条纹图像灰度强度的脊、谷线,从而构造稀疏的包络面,然后用权重滑动平均滤波构造最终精确的包络面,最终经过迭代筛选后直接将条纹图像分解为 PMS 分量和背景

分量<sup>[58]</sup>。这种方法非常巧妙,大大节省了运算量,同时,也取得不错的效果。但是,显而易见,该方法要求事先对条纹图采用其他方法去噪,而去噪效果会直接影响该方法的分解结果,此外,若背景光强变化剧烈,部分背景分量会与 PMS 产生模式混叠导致该方法的效果也会受到影响。参考文献 [59] 基于一种类似 EMD 的局部均值分解 (Local mean decomposition, LMD) 法,加入自行设计的差分信号来解决模式混叠问题,并提出了基于分解结果的瞬时频率和瞬时幅值的变化趋势来自适应确定背景分量。该思想经优化发展为基于 RPSEMD 的条纹图像分解方法<sup>[41]</sup>,在解决模式混叠问题的前提下,对分解所得的 IMFs 分别求自相关函数,根据自相关函数的特性定义局部频率、全局频率以及幅频比例系数,依托这些系数的变化情况设计出确定  $k_2$  的策略。借鉴参考文献 [41] 的  $k_2$  判断准则,基于 BSEMD 的条纹图像分析法做了进一步改进,它每分解一个 BIMF 就会根据全局频率及幅频系数变化判断一下是否可确定  $k_2$ ,一旦  $k_2$  确定,分解立即停止,由此节省了 BSEMD 的运行时间<sup>[31]</sup>。

基于上述对图 2 条纹图像的去噪效果,这里进一步实现了背景的去噪,除了上述三种对比方法,还增加了参考文献 [58] 的 MOBEMD 法作为对比方法,根据参考文献 [58] 的建议,首先对条纹图像用一种优秀的去噪算法 BM3D<sup>[60]</sup> 进行处理,然后按照文献的建议进行 MOBEMD 的参数设置。图 5 显示了四种方法去除噪声和背景分量后的 PMS 分量结果,可见几种方法都显著地去除了背景。为了更清楚地显示效果,对图 5 所示结果统一用参考文献 [46] 中的 HST (Hilbert spiral transform) 进行幅度解调,从而实现条纹图像的增强,最终结果如图 6 所示。由幅度解调后的结果可见,图 6 中 (a) 和 (b) 明显残留有背景分量,而图 (d) 上方条纹由于过度平滑出现了模糊,相对来说,图 6(c) 无论从去噪还是从去背景、信息保留上来说都明显比其他方法好。更值得一提的是,该方法是完全自动的。表 1 列举了几种方法的运行时间,在同样的电脑和 MTLAB 环境下,ASR-EFEMD 速度是最快的,由于正弦辅助的添加,基于 BSEMD+后处理的方法是 ASR-EFEMD 法时间的约两倍,而另外两种方法都耗费了较长的时间。因此,综合效率和效果来说,基于 BSEMD 的条纹图像处理方法较适于实际使用。

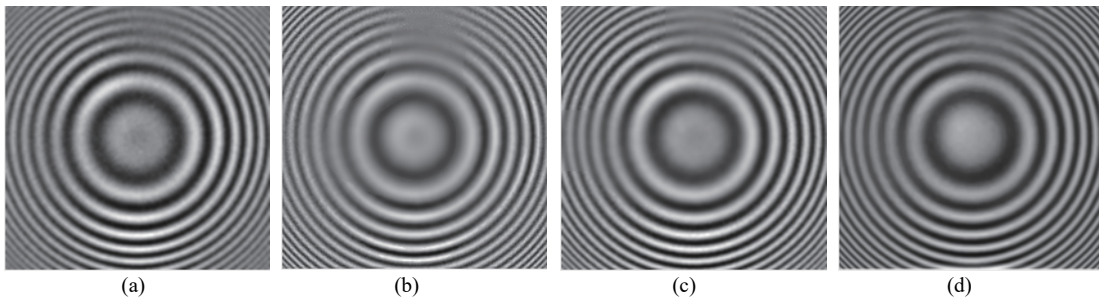


图 5 三种方法的 PMS 提取效果。(a)BEEMD-EFEMD 法; (b) ASR-EFEMD 法; (c) BSEMD 法+后处理<sup>[31]</sup>; (d) MOBEMD 法  
Fig.5 PMS result of three methods. (a) BEEMD-EFEMD; (b) ASR-EFEMD; (c) BSEMD + post processing<sup>[31]</sup>; (d) MOBEMD

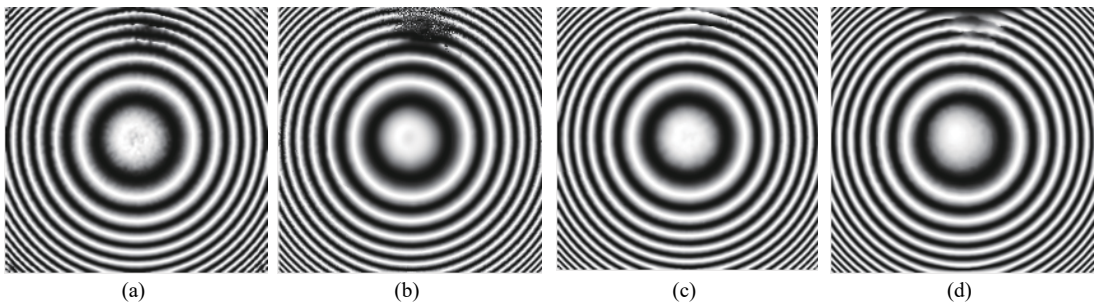


图 6 PMS 增强效果。(a) BEEMD-EFEMD 法; (b) ASR-EFEMD 法; (c) BSEMD+后处理<sup>[31]</sup>; (d) MOBEMD 法  
Fig.6 Enhanced PMS of (a) BEEMD-EFEMD; (b) ASR-EFEMD; (c) BSEMD + post processing<sup>[31]</sup>; (d) MOBEMD

表 1 四种方法的运行时间

Tab.1 Time cost for the four methods

Method	BEEMD-EFEMD	ASR-EFEMD	BSEMD+post processing	MOBEMD
Time/s	62.9	1.8	4.7	23.4

### 3 结 论

光学条纹图像处理对很多光学系统来说是比较重要的环节,经过长期的发展,基于 EMD 算法的研究层出不穷,在条纹图像去噪、去背景、调制幅度、图像增强等方向出现了不少有效、优秀的算法,这些方法甚至会给其他领域的图像/信号处理问题带来很好的启迪和参考。文中首先对 EMD 算法进行了剖析,结合一维及二维空间分析了 EMD 算法的关键问题所在,并总结了这些关键问题的研究进展;随后,结合 EMD 算法用于条纹图像处理的主要工作内容,剖析了基于 EMD 算法的去噪和去背景工作进展,分别通过实验简单对比了当前最优秀的几种 EMD 算法,并分析了它们各自的优劣。虽然这些优秀的算法在去噪和去背景工作都已经取得了较好的进展和结果,但仍然存在一些可改进的空间:

关于 EMD 去噪,尽管目前 ASR-EFEMD 和基于

BSEMD 法的后处理已经可以实现局部噪声的去除,但这种拼接局部的做法始终会产生轻微的拼接痕迹,误差微小但始终是存在的,因此,基于 EMD 的噪声去除,局部噪声的问题还仍需进一步研究,跟许多优秀的去噪方法相比,EMD 去噪还需更进一步的研究和努力。

关于 EMD 去背景, BSEMD 解决了模式混叠问题,参考文献 [31] 的背景去除法也体现了一定的优势和能力,但它仍需要多次分解因此不够高效、而它的分组策略面对灵活多变的实际应用情况仍不够鲁棒,因此,如何能减少 BSEMD 的分解次数并提高算法的鲁棒性和广适用性,仍需要继续做出努力。

条纹图像的处理最终仍要回归为相位的求取,因此,基于 EMD 法的条纹图像处理仍需要配合希尔伯特变换或相关计算来进行相位提取。文中并未涉及此部分内容,但该内容是值得研究和非常重要的内



容,尤其是二维图像的局部相位计算、低值(趋近于零频)相位的计算至今还都是需要解决的问题。

### 参考文献:

- [1] Kemaq Q. Windowed Fringe Pattern Analysis[M]. Washington: SPIE Press, 2013.
- [2] Malacara D. Optical Shop Testing[M]. 3rd ed. New Jersey: John Wiley and Sons, 2007.
- [3] Takeda M, Ina H, Kobayashi S. Fourier-transform method of fringe-pattern analysis for computer-based topography and interferometry [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 1982, 72(1): 156–160.
- [4] Takeda M, Mutoh K. Fourier transform profilometry for the automatic measurement of 3-D object shapes [J]. *Applied Optics*, 1983, 22(24): 3977–3982.
- [5] Kemaq Q. Windowed Fourier transform for fringe pattern analysis [J]. *Applied Optics*, 2004, 43(13): 2695–2702.
- [6] Zhang Z, Zhong J. Applicability analysis of wavelet-transform profilometry [J]. *Optics Express*, 2013, 21(16): 18777–18796.
- [7] Jiang M, Chen W, Zheng Z, et al. Fringe pattern analysis by S-transform [J]. *Optics Communications*, 2012, 285: 209–217.
- [8] Zhong J. Phase retrieval of optical fringe patterns from the ridge of a wavelet transform [J]. *Optics Letters*, 2005, 30(19): 2560–2562.
- [9] Da F, Dong F. Windowed Fourier transform profilometry based on improved S-transform [J]. *Optics Letters*, 2012, 37(17): 3561–3563.
- [10] Fernandez S, Gdeisat M, Salvi J, et al. Automatic window size selection in windowed Fourier transform for 3D reconstruction using adapted mother wavelets [J]. *Optics Communications*, 2011, 284: 2797–2807.
- [11] Ma J, Wang Z, Vo M, et al. Wavelet selection in two-dimensional continuous wavelet transform technique for optical fringe pattern analysis [J]. *Journal of Optics*, 2012, 14: 065403.
- [12] Wang C, Da F. Phase demodulation using adaptive windowed Fourier transform based on Hilbert-Huang transform [J]. *Optics Express*, 2012, 20(16): 18459–18477.
- [13] Tang Chen, Chen Mingming, Chen Xia, et al. Informaiton exaction methods based on variational image decomposition for electronic speckle pattern interferometry [J]. *Acta Optica Sinica*, 2018, 38(3): 0328002. (in Chinese)
- [14] Huang N E, Shen S. S. P. Hilbert-Huang Transform and its Applications[M]. Singapore : Word Scientific, 2005.
- [15] Lagubeau G, Cobelli P, Bobinski T, et al. Empirical mode decomposition profilometry: small-scale capabilities and comparison to Fourier transform profilometry [J]. *Applied Optics*, 2015, 54(32): 9409–9414.
- [16] Huang N E, Shen Z, Steven R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. *Proceedings of the Royal Society A*, 1998, 454: 903–995.
- [17] Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: applications and efficient algorithms [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1993, 2(2): 176–201.
- [18] Nunes J C, Bouaoune Y, Delechelle E, et al. Image analysis by bidimensional empirical mode decomposition [J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21: 1019–1026.
- [19] Bhuiyan S M A, Adhami R R, Khan J F. Fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition using order-statistics filter based envelope estimation [J]. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, 2008, 2008: 728356.
- [20] Trusiak M, Wielgus M, Patroski K. Advanced processing of optical fringe patterns by automated selective reconstruction and enhanced fast empirical mode decomposition [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2014, 52: 230–240.
- [21] Huang N E, Shen Z, Long S R. A new view of nonlinear water waves: the Hilbert spectrum [J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 1999, 31: 417–457.
- [22] Huang N E, Wu M C, Long S R, et al. A confidence limit for the empirical mode decomposition and Hilbert spectral analysis [J]. *Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2003, 459(2037): 2317–2345.
- [23] Nunes J C, Niang O, Bouaoune Y, et al. Texture analysis based on the bidimensional empirical mode decomposition with gray-level co-occurrence models[C]// Seventh International Symposium on Signal Processing and its Applications, 2003: 8007630.
- [24] Wu Z, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2009, 1(1): 1–41.
- [25] Yeh J R, Shieh J S, Huang N E. Complementary ensemble empirical mode decomposition: a novel noise enhanced data analysis method [J]. *Advances in Adaptive Data Analysis*, 2010, 2(2): 135–136.
- [26] Torres M E, Colominas M A, Schlotthauer G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise[C]// IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing, 2011: 4144–4147.
- [27] Wang W, Chen X. Multiscale modeling of fiber optic gyroscope

- temperature drift based on improved ensemble empirical mode decomposition [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(28): 8443–8450.
- [28] Deering R, Kaiser J F. The use of a masking signal to improve empirical mode decomposition[C]// IEEE International conference on Acoustic, Speech and Signal Processing, 2005: 485–488.
- [29] Wang C, Da F. Differential signal-assisted method for adaptive analysis of fringe pattern [J]. *Applied Optics*, 2014, 53(27): 6222–6229.
- [30] Wang C, Kemao Q, Da F. Regenerated phase-shifted sinusoid-assisted empirical mode decomposition [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(4): 556–560.
- [31] Wang C, Kemao Q, Da F. Automatic fringe enhancement with novel bidimensional sinusoids-assisted empirical mode decomposition [J]. *Optics Express*, 2017, 25(20): 24299–24311.
- [32] Rilling G, Flandrin P, Goncalves P. On empirical mode decomposition and its algorithms[C]// IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP-03, Grado(I), 2003.
- [33] Rilling G, Flandrin P. One or two frequencies? The empirical mode decomposition answers [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(1): 85–95.
- [34] Chang L, Lo M, Anssari N, et al. Parallel implementation of multi-dimensional ensemble empirical mode decomposition[C]// IEEE International Conference on Acoustic, Speech and Signal Processing, 2011: 1621–1624.
- [35] Bernini M B, Galizzi G E, Federico A, et al. Evaluation of the 1D empirical mode decomposition method to smooth digital speckle pattern interferometry fringes [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2007, 45: 723–729.
- [36] Bernini M B, Federico A, Kaufmann G H. Noise reduction in digital speckle pattern interferometry using bidimensional empirical mode decomposition [J]. *Applied Optics*, 2008, 47(14): 2592–2598.
- [37] Bernini M B, Federico A, Kaufmann G H. Phase measurement in temporal speckle pattern interferometry signals presenting low-modulated regions by means of the bidimensional empirical mode decomposition [J]. *Applied Optics*, 2011, 50(5): 641–647.
- [38] Zhou X, Zhao H, Jiang T. Adaptive analysis of optical fringe patterns using ensemble empirical mode decomposition algorithms [J]. *Optics Letters*, 2009, 34(13): 2033–2035.
- [39] Su W, Lee CK, Lee CW. Noise-reduction for fringe analysis using the empirical mode decomposition with the generalized analysis model [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2010, 48: 212–217.
- [40] Wang C, Da F. Phase retrieval for noisy fringe pattern by using empirical mode decomposition and Hilbert Huang transform [J]. *Optical Engineering*, 2012, 51(6): 061306.
- [41] Wang C, Kemao Q, Da F. Regenerated Phase-shifted sinusoids assisted EMD for adaptive analysis of fringe patterns [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2016, 87: 176–184.
- [42] Zhou Y, Li H. Adaptive noise reduction method for DSPI fringes based on bi-dimensional ensemble empirical mode decomposition [J]. *Optics Express*, 2011, 19(19): 18207–18215.
- [43] Zhou Y, Li H. Enhancement strategy based on three-layer filtering for a single fringe pattern [J]. *Optics letters*, 2013, 8(20): 4124–4127.
- [44] Zhou Y, Li H. A denoising scheme for DSPI fringes based on fast bidimensional ensemble empirical mode decomposition and BIMF energy estimation [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2013, 35: 369–382.
- [45] Wu Z, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. *Proceedings of the Royal Society A*, 2004, 460: 1597–1611.
- [46] Trusiak M, Patorski K, Wielgus M. Adaptive enhancement of optical fringe patterns by selective reconstruction using FABEMD algorithm and Hilbert spiral transform [J]. *Optics Express*, 2012, 20(21): 23463–23479.
- [47] Trusiak M, Patorski K, Pokorski K. Hilbert-Huang processing for single-exposure two-dimensional grating interferometry [J]. *Optics Express*, 2013, 21(23): 28359–28379.
- [48] Patorski K, Trusiak M, Pokorski K. Diffraction grating three-beam interferometry without self-imaging regime contrast modulation [J]. *Optics Letters*, 2015, 40(6): 1089–1092.
- [49] Trusiak M, Patorski K. Two-shot fringe pattern phase-amplitude demodulation using Gram-Schmidt orthonormalization with Hilbert-Huang prefiltering [J]. *Optics Express*, 2015, 23(4): 4672–4690.
- [50] Trusiak M, Styk A, Patorski K. Hilbert-Huang transform based advanced Bessel fringe generation and demodulation for full-field vibration studies of specular reflection micro-objects [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2018, 110: 100–112.
- [51] Rodriguez F A M, Federico A, Kaufmann G H. Hilbert transform analysis of a time series of speckle interferograms with a temporal carrier [J]. *Applied Optics*, 2008, 47(9): 1310–1316.
- [52] Deng W, Liu Z, Deng Z, et al. Extraction of interference phase in frequency-scanning interferometry based on empirical mode decomposition and Hilbert transform [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(9): 2299–2305.

- [53] Li Sikun, Chen Wenjing, Su Xianyu, et al. Empirical mode decomposition method for eliminating extension of zero component in Fourier transform profilometry [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(3): 664–669. (in Chinese)
- [54] Bernini M B, Federico A, Kaufmann G H. Normalization of fringe patterns using the bidimensional empirical mode decomposition and the Hilbert transform [J]. *Applied Optics*, 2009, 48(36): 6862–6869.
- [55] Paturski K, Trusiak M, Tkaczyk T. Optically-sectioned two-shot structured illumination microscopy with Hilbert-Huang processing [J]. *Optics Express*, 2014, 22(8): 9517–9527.
- [56] Zhang C, Ren W, Mu T, et al. Empirical mode decomposition based background removal and de-noising in polarization interference imaging spectrometer [J]. *Optics Express*, 2013, 21(3): 2592–2605.
- [57] Osman S, Wang W. An enhanced Hilbert-Huang transform technique for bearing condition monitoring [J]. *Measurement Science and Technology*, 2013, 24: 085004.
- [58] Zhou X, Podoleanu A G, Yang Z, et al. Morphological operation-based bi-dimensional empirical mode decomposition for automatic background removal of fringe patterns [J]. *Optics Express*, 2012, 20(22): 24247–24262.
- [59] Wang C, Da F, Lu K. Modified local mean decomposition algorithm for adaptive analysis of fringe patterns [J]. *Chinese Optics Letters*, 2014, 12(S): S11003.
- [60] Dabov K, Foi A, Katkovnik V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, 16(8): 2080–2095.