

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413359

# 高速数据采集系统中基于 EMD 的 异常信号捕获方法研究\*

李承阳, 田书林, 杨扩军, 叶 芃, 赵 禹  
(电子科技大学 成都 611731)

**摘要:** 高速采集系统面对数十 GSa/s 的高速数据时, 由于实时处理速度的限制无法实现对偶发异常信号的实时检测, 导致信号遗漏。传统异常捕获方法依赖于信号特征的先验知识, 对特征不明确、形态不固定的异常信号, 捕获效率较低。因此, 提出基于经验模态分解(EMD)的实时异常检测方法, 以提高系统对异常信号的捕获能力。首先基于沿特征提取特征点并作为 EMD 分解起始点, 以降低异常检测复杂度。其次, 根据 EMD 分解得到的非噪声固有模态函数重构正常信号模板, 并基于待测信号与正常信号模板的匹配程度进行异常检测。最后, 在硬件实现并行 EMD 以提高异常捕获效率。通过对调制信号中异常信号检测, 本方法实时异常捕获率达 95%, 比传统捕获方法有明显的提高。

**关键词:** 异常检测; 经验模态分解; 高速数据采集系统; 模板匹配; 并行 EMD

**中图分类号:** TH7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

## Research on the anomaly detection method based on EMD in the high-speed data acquisition system

Li Chengyang, Tian Shulin, Yang Kuojun, Ye Peng, Zhao Yu

(University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China)

**Abstract:** When high-speed acquisition systems handle data streams reaching tens of GSa/s, the limitations of real-time processing speed prevent the system from detecting occasional abnormal signals in real time, leading to signal omissions. Traditional anomaly detection relies on the a priori characteristics of the signal. However, these methods have low capture efficiency for episodic abnormal signals with unclear characteristics and irregular morphology. Thus, this article proposes a real-time anomaly detection method using empirical mode decomposition (EMD) to improve the system's ability to capture anomalous signals. Firstly, the feature point extracted based on edge features is used as the start point of EMD, reducing the complexity of anomaly detection. Secondly, the non-noise intrinsic mode functions obtained from the EMD are used to reconstruct the normal signal template, and anomaly detection is carried out based on the degree of match between the test signal and the normal signal template. Finally, a parallel EMD is implemented in hardware to improve anomaly detection efficiency. By detecting anomalies in the modulated signals, the real-time anomaly capture rate of the proposed method is 95%, which represents a significant improvement over the traditional method.

**Keywords:** anomaly detection; empirical modal decomposition; high-speed data acquisition system; template matching; parallel EMD

## 0 引 言

在雷达、通信等高速信号领域, 偶发异常信号往往会对系统的整体性能造成严重影响。随着信号的带宽越来越宽, 异常信号的偶发性、瞬态性、不规则性和非线性特

征愈发显著, 增加了在海量数据中识别这些异常的难度。高速采集系统对偶发异常信号的精确捕获对提升故障诊断效率、系统性能的提高具有重要意义<sup>[1]</sup>, 使得高速数据采集系统对异常信号检测的需求日益迫切<sup>[2-3]</sup>。随着采集系统的采样率不断提升, 实时处理的数据量也急剧增长, 这给采集系统的实时处理速度带来了巨大的挑战。

收稿日期: 2024-10-10 Received Date: 2024-10-10

\* 基金项目: 国家自然科学基金(62371097, 62201125)项目资助

因此如何在高速数据流中实时、无遗漏地检测出偶发异常信号,成为高速采集系统面临的重大难题。

传统的高速采集系统采用高级触发<sup>[4-5]</sup>、分段存储<sup>[6]</sup>和三维映射<sup>[7]</sup>实现对高速采样数据流中异常信号的实时检测。然而,这些方法高度依赖于对异常信号先验特征的设定,因此对于形态未知或未定义的异常信号,检测效果有限。虽然分段存储和三维映射利用硬件协处理技术提升了处理速度,使得在短时间内能够存储和处理大量波形数据,但异常信号往往被大量正常信号所掩盖,极大地降低了异常信号的捕获概率。

近年来,深度学习技术的迅速发展为异常信号检测提供了新的解决思路<sup>[8]</sup>。基于数据重构<sup>[9-12]</sup>的异常检测技术通过重构误差来识别异常,能够在没有预定义异常标签的情况下有效工作。基于预测<sup>[13-16]</sup>的异常检测技术,通过构建预测模型来预测未来信号值,若实际观测值与预测值的偏差较大,则被判定为异常。注意力机制提高了模型表征能力<sup>[17-18]</sup>,被广泛应用于长序列数据的异常检测。然而,这些方法在应用于采集系统时存在明显局限。首先,需要将大量数据导出进行离线分析和模型训练,导致训练成本较高。其次,在处理大规模数据时,涉及复杂的矩阵运算和迭代过程,缺乏实时性。因此,这些方法无法满足采样率高达数十亿采样点每秒(giga samples per second, GSPS)的高速数据流中对异常信号进行实时检测的需求。

由于经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)在非平稳信号和非线性信号的自适应分解的高效性<sup>[19-20]</sup>,提出一种基于 EMD 的异常检测方法,并应用于 20 GSPS 高速采集系统。首先,提出一种基于信号沿特征的提取方法,将满足特定沿特征的特征点作为 EMD 实时分解的起始点,从而避免因为不同的 EMD 分解起始点导致模态分量差异的问题,降低异常检测的复杂度。其次,基于 EMD 分解得到本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),根据非噪声的 IMF 分量重构正常信号模板,基于待测信号与正常信号模板的匹配程度进行异常检测。最后提出一种多点并行架构的 EMD 实现方法,实现极值并行提取及上下包络线的并行计算,显著提升了 EMD 分解的速度。该方法成功应用于 20 GSPS 采集系统,并通过调制信号的异常检测测试,实现了 95% 的实时异常捕获率。

## 1 EMD 算法介绍

EMD 算法的基本思想是将待分解信号视为一组固有振动模态的叠加,每个模态都是不同频率和振幅的信号。如式(1),经过 EMD 分解后原始信号  $f_n$  可以表示为  $K$  个本征模态函数(IMF)和残差之和。 $IMF_k[n]$  表示

第  $k$  个本征模态函数, $R[n]$  表示最终的残差, $K$  表示 IMF 的总数。 $R_k[n]$  表示第  $k$  次分解过程中的得到的残差信号。

$$f[n] = \sum_{k=1}^K IMF_k[n] + R[n] \quad (1)$$

EMD 信号分解过程中  $IMF_k[n]$  获取的过程如下。设获取  $IMF_k[n]$  中待分解的信号用  $h_k[n]$  表示。求取第 1 个 IMF 分量时, $h_k[n]$  为原始输入信号;求取第  $k$  个 IMF 分量时, $h_k[n]$  为  $R_{k-1}[n]$ 。然后获取  $h_k[n]$  中局部极大和极小值点。 $x$  表示当前极值点的位置, $h_k[x]$  是第  $k$  个样本中位置为  $x$  对应的值。图 1 所示的 3 种情况都是极大值点。

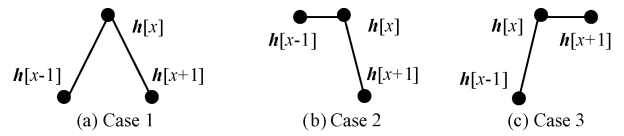


图 1 不同情况的极大值点

Fig. 1 Diagrams of maximum points for different cases

同理,如图 2 所示的 3 种情况都是极小值。

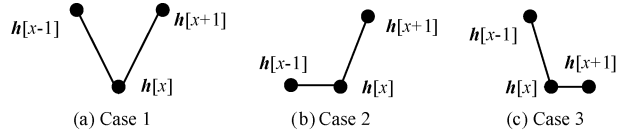


图 2 不同情况的极小值点

Fig. 2 Diagrams of minimum points for different cases

根据获取到的极值生成上下包络。设  $h_k[x]$  和  $h_k[x+q]$  是相邻的两个极大值, $q$  表示两个极值点之间的计数值, $q>1$ 。因此,可以根据式(2)计算两个极大值点之间所对应的上包络  $up[n]$ 。同理,可以根据式(2)计算出两个极小值点之间对应的下包络  $dw[n]$ 。

$$up[x+i] = h_k[x] + \frac{(h_k[x+q] - h_k[x])}{q} \times i \quad (2)$$

根据获取到的上包络和下包络获得包络平均值  $mean[n]$ ,如式(3)。

$$mean[n] = \frac{up[n] + dw[n]}{2} \quad (3)$$

用待分解信号  $h_k[n]$  减去包络平均值  $mean[n]$  获得子残差信号  $s[n]$ ,如式(4)。

$$s[n] = h_k[n] - mean[n] \quad (4)$$

判断  $s[n]$  是否满足单个 IMF 求取停止迭代的条件。如果满足条件, $s[n]$  则赋值给  $IMF_k[n]$ 。如果不满足,则将当前的  $s[n]$  赋值给  $h_k[n]$ ,重复上述过程。单个 IMF 求取停止迭代的条件是  $S$  数准则。在单个 IMF 求取中,上述过程重复在 3~5 之间的变化可产生良好的 IMF,

其更适用于硬件的实现<sup>[21]</sup>。

根据式(5)计算第  $k$  次迭代得到的残差信号  $\mathbf{R}_k[n]$ 。

$$\mathbf{R}_k[n] = \mathbf{R}_{k-1}[n] - \mathbf{IMF}_k[n] \quad (5)$$

判断  $\mathbf{R}_k[n]$  是否满足 EMD 分解停止准则。如果  $\mathbf{R}_k[n]$  不是一个单调函数,则  $k=k+1$ ,  $\mathbf{h}_k[n] = \mathbf{R}_k[n]$ , 然后开始下一个 IMF 的求取。否则,满足 EMD 停止分解的条件,得到残差  $\mathbf{R}[n] = \mathbf{R}_k[n]$ 。

## 2 基于 EMD 的异常检测方法

基于 EMD 的异常检测方法有 3 个步骤。1) 提取信号的沿特征,将特征点作为 EMD 分解的起始点;2) 基于非噪声的 IMF 分量重构正常信号模板;3) 在异常信号检测过程中,根据待测信号与正常信号模板的匹配程度来判断异常。

### 2.1 基于数字触发的特征点提取

在采集系统中,每次 EMD 分解的起点是不固定,导致对同一信号 EMD 分解得到的 IMF 会有形态差异,造成异常检测的不准确性。因此,提出一种基于迟滞比较的特征点提取方法对信号进行预处理,以保证每次 EMD 分解的起点是固定的,降低对异常检测的复杂度。该方法同时对 80 路并行数据与数字迟滞比较电平做数字比较,为了避免毛刺引入的误识别特征点,采用迟滞比较的方法来判断,将上升沿趋势中第 1 个大于迟滞比较高电的采样数据点为特征点。该特征点可以作为 EMD 分解的起点。特征点求取过程如下。

在采样率为  $f_{acq}$  的采集系统中,处理时钟频率为  $f_{dsp}$ , 那么并行处理的数据路数  $Q=f_{acq}/f_{dsp}$ 。设处理的时钟周期数为  $P$ ,则采样数据用一个  $Q \times P$  的矩阵  $\mathbf{D}[n]$  来表示,如式(6)所示。 $d_{j,m}$  表示第  $j$  个时钟下第  $m$  个采样点。

$$\mathbf{D}[n] = \begin{pmatrix} d_{0,0} & \cdots & d_{p-1,0} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots \\ \vdots & \cdots & d_{j,m} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots \\ d_{0,Q-1} & \cdots & d_{p-1,Q-1} \end{pmatrix} \quad (6)$$

迟滞比较电平用一个  $1 \times 2$  的矩阵  $\mathbf{V}$  表示,元素  $V[0]$  表示迟滞低电平,元素  $V[1]$  表示迟滞高电平。根据式(7),矩阵  $\mathbf{D}[n]$  中每一个元素  $d_{j,m}$  与迟滞比较电平比较得到  $c_{j,m}$ ,表示对应采样数据与迟滞比较电平的比较结果。

$$c_{j,m}[k] = \begin{cases} 0, & d_{j,m} \leq V[0] \\ 1, & d_{j,m} > V[1] \end{cases}, \quad k=0,1 \quad (7)$$

根据式(8)得到采样点  $d_{j,m}$  相对于迟滞比较电平的

整形状态  $ls_{j,m}$ 。当前采样点高于迟滞比较电平,  $ls_{j,m}$  为 1; 当前采样点低于迟滞比较电平,  $ls_{j,m}$  为 0; 如果当前采样点位于高迟滞比较电平和低迟滞比较电平之间,  $ls_{j,m}$  与一个采样点保持一样的状态。

$$ls_{j,m} = \begin{cases} c_{j,m}[1] \mid (c_{j,m}[0] \& ls_{j-1,Q-1}), & m=0 \\ c_{j,m}[1] \mid (c_{j,m}[0] \& ls_{j,m}), & m \neq 0 \end{cases} \quad (8)$$

基于  $ls_{j,m}$  并根据式(9)得到  $d_{j,m}$  对应的特征标志  $rs_{j,m}$ 。当  $rs_{j,m}=1$  时,表示信号在当前采样点发生了电平跨越的行为,即上一个采样点处于低于迟滞比较电平状态,当前采样点处于高于迟滞比较电平状态。

$$rs_{j,m} = \begin{cases} (ls_{j-1,Q-1} == 0) \& (ls_{j,0} == 1), & m=0 \\ (ls_{j,m-1} == 0) \& (ls_{j,m} == 1), & m \neq 0 \end{cases} \quad (9)$$

式中:如果  $rs_{j,m}=1$ ,表明对应的采样点  $d_{j,m}$  是特征点。在获取特征点后,将其作为 EMD 分解的起始点。

### 2.2 信号模板提取与异常判定方法

根据式(1),EMD 分解得到正常信号的 IMF 分量  $\mathbf{IMF}_k[n]$ 。为了避免噪声叠加对异常判断的影响,将 EMD 中表示高频噪声分量的 IMF 剔除,根据非噪声 IMF 分量重构正常信号的模板。因此,需要首先判断哪些 IMF 分量是表征噪声的 IMF 分量。首先获取到系统没有信号输入时的信号所对应的矩阵  $\mathbf{D}_n[n]$ ,此时该信号可以代表采集系统的噪声分布。根据式(10)统计  $\mathbf{D}_n[n]$  中所有元素的极差  $\sigma_{in}$ ,将该值作为判断 IMF 噪声分量的阈值。式中  $\max$  表示求取矩阵  $\mathbf{D}_n[n]$  所有元素中的最大值,  $\min$  表示求取矩阵  $\mathbf{D}_n[n]$  所有元素中的最小值。

$$\sigma_{in} = \max(\mathbf{D}_n[n]) - \min(\mathbf{D}_n[n]) \quad (10)$$

在 EMD 分解正常信号得到 IMF 后,计算每一个 IMF 分量的极差  $\sigma_{imfk}$ ,如果  $\sigma_{imfk} < \sigma_{in} + \varepsilon$ ,则认为当前 IMF 分量是噪声分量。 $\varepsilon$  表示输入信号本身的噪声,可以根据不同的输入信号噪声情况可以设置不同的值。不妨设前  $k$  个 IMF 是噪声分量,那么可以得到去除噪声后的信号模板  $\mathbf{S}[n]$ ,如式(11)所示。

$$\mathbf{S}[n] = \sum_{i=j}^{k-1} \mathbf{IMF}_i[n] \quad (11)$$

采集到待测的原始信号为  $\mathbf{D}[n]$ ,那么可以得到待测的原始信号  $\mathbf{D}[n]$  与正常信号模板  $\mathbf{S}[n]$  之间的最大距离  $d_{l2}$ ,如式(12)所示。 $d_{j,m}$  和  $s_{j,m}$  分别表示  $\mathbf{D}[n]$  和  $\mathbf{S}[n]$  中第  $j$  列,第  $m$  行所对应的元素;  $\odot$  表示遍历。

$$d_{l2} = \max(\odot_{m=0j=0}^{Q-1P-1} (s_{j,m} - d_{j,m})) \quad (12)$$

设置阈值  $\delta$ ,基于阈值  $\delta$  判断待测信号是否正常或异常。如果  $d_{l2} > \delta$ ,则认为待测信号是一个异常信号;否则是一个正常信号。阈值  $\delta$  可以取  $\sigma_{in} + \varepsilon$ 。

### 3 基于并行 EMD 的实时异常检测实现

异常检测方法在 20 GSPS 的高速采集系统中实现,该采集系统采用“模数转换阵列(analog-to-digital converter, ADC)+现场可编程门阵列(field-programmable gate array, FPGA)”的结构。系统采样率为 20 GSPS,系统处理时钟为 250 MHz,因此需要处理的并行采样数据路数  $Q$  为 80。FPGA 型号是 XCKU115115 系列。在实时异常检测中,EMD 模块是最关键的模块,EMD 的分解速度影响着整个异常检测的效率。为了提高 EMD 的分解速度,本文提出了并行 EMD 的实现。

#### 3.1 异常检测硬件整体结构

异常检测 FPGA 实现的整体结构如图 3 所示。首先通过数字比较的方式实现对特征点的提取,得到特征点位置,将采样数据经过丢点模块实现数据重构,以满足将特征点存储到内部存储器(random access memory, RAM)的第 1 个点的需求。RAM 中的数据为待 EMD 分解的数据。在 EMD 分解过程中,从 RAM 读取数据进行分解,分解完成后得到 IMF 分量,在信号模板重构模块中,提取非噪声异常分量重构为正常信号模板。然后在异常判断模块中,将输入的信号与正常信号模板进行比较,判断是否

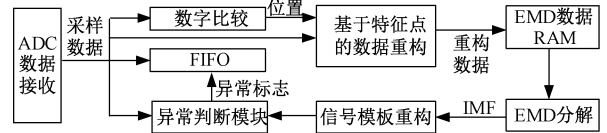


图 3 异常检测的 FPGA 整体结构

Fig. 3 Overall FPGA structure for anomaly detection

为异常信号。当检测到异常信号后,产生异常标志,控制先进先出存储器(first input first output, FIFO)读写,将该幅异常数据存储下来。

#### 3.2 并行 EMD 的 FPGA 实现整体结构

EMD 的 FPGA 结构示意图如图 4 所示,其中第 1 级展示 EMD 过程中对多个 IMF 的分解过程。考虑到 FPGA 的资源消耗问题,故而在 EMD 分解的时候采用 8 路并行分解。从 RAM 中读取的 8 路并行数据进行 EMD 分解产生第 1 个 IMF 分量  $IMF_1[n]$  和对应的残差  $R_1[n]$ ,然后将  $R_1[n]$  作为第 2 个 IMF 分量的输入产生第 2 个 IMF 分量  $IMF_2[n]$  和对应的残差  $R_2[n]$ 。直至完成  $K$  个 IMF 分量的分解。图 4 中第 2 级展示了单个 IMF 求取的过程,包括极值的提取,包络的求取和上下包络的均值求取。

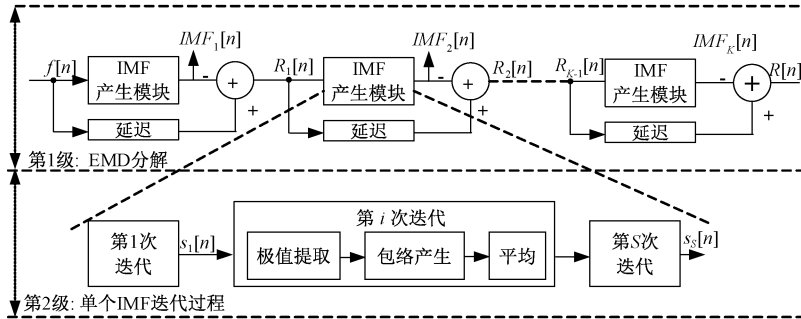


图 4 EMD 的 FPGA 整体结构

Fig. 4 Overall FPGA structure of EMD

EMD 的分解速度决定了采集系统异常捕获的性能。先前的研究中,极值的提取和包络的求取都采用串行提取的方式,这也是无法提高 EMD 分解速度的瓶颈之一,也成为提高异常检测的效率的瓶颈之一。因此,提出了 EMD 分解中多点并行架构的极值提取和包络求取的实现,成倍提高了 EMD 分解的速度。

#### 3.3 EMD 中并行极值提取的 FPGA 实现

EMD 中 8 路并行极值提取结构如图 5 所示。首先每个时钟从数据存储 RAM 中读取 8 个采样,送入本模块。 $f[t, i]$  表示第  $t$  个处理时钟下第  $i$  个采样数据。根据图 1 和 2,判断当前采样数据是否为极值,至少需要 2 个相邻的采样数据判断,本架构分为 2 步进行比较。

1) 当前采样数据与上一个采样数据比较。在一个时钟内对相邻的两个采样数据送入比较模块比较。共有 8 个比较模块。比较模块产生 2 个比较的结果,  $ge$  和  $eq$ , 表示当前采样数据与前一个采样数据比较的结果。每个时钟都会得到  $ge[7:0]$  和  $eq[7:0]$ 。那么第  $t$  个时钟下,第  $i$  个位置的前后两个采样点比较后  $ge$  的值  $ge[i]$  可以根据式 (13) 得到,在式 (13) 中,  $i \geq 1$ 。当  $i=0$  时,  $ge[0]$  可以根据式 (14) 得到。 $f[t-1, 7]$  由  $f[t, 7]$  经过一级 D 触发器(data flip-flop, DFF)锁存即可得到。

$$ge[i] = \begin{cases} 1, & f[t, i] \geq f[t, i-1] \\ 0, & f[t, i] < f[t, i-1] \end{cases}, \quad i \geq 1 \quad (13)$$

$$ge[i] = \begin{cases} 1, & f[t, 0] \geq f[t-1, 7] \\ 0, & f[t, 0] < f[t-1, 7] \end{cases}, \quad i = 0 \quad (14)$$

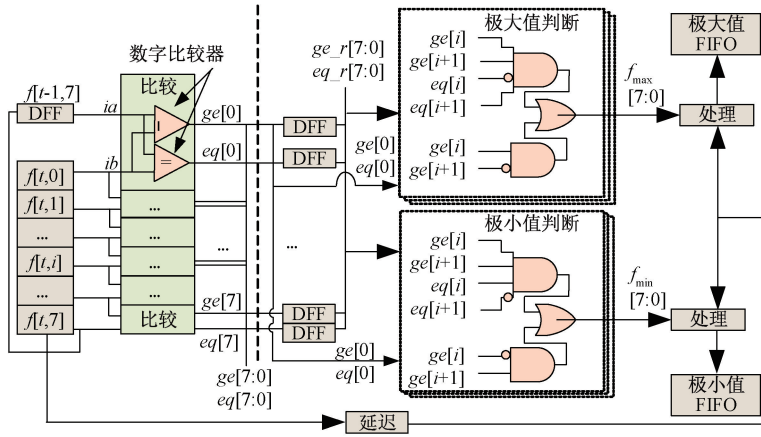


图5 EMD中并行极值抽取模块结构

Fig. 5 Parallel extreme extraction module in EMD

同理,可以根据式(15)和(16)得到在第 $t$ 个时钟下 $eq[i]$ 的值。

$$eq[i] = \begin{cases} 1, & f[t,i] = f[t,i-1] \\ 0, & f[t,i] \neq f[t,i-1] \end{cases}, \quad i \geq 1 \quad (15)$$

$$eq[i] = \begin{cases} 1, & f[t,0] = f[t-1,7] \\ 0, & f[t,0] \neq f[t-1,7] \end{cases}, \quad i = 0 \quad (16)$$

2) 根据相邻两个点对应的 $ge[i]$ 、 $ge[i+1]$ 、和 $eq[i]$ 、 $eq[i+1]$ 的比较得到 $f_{\max}[i]$ 和 $f_{\min}[i]$ ,其代表采样数据对应的极大值和极小值的状态。 $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 的逻辑实现见图5中极大值判断模块和极小值判断模块所示。因为在一个时钟下要同时判断并行8个点的极值状态,因此极大值判断模块和极小值判断都要调用8次。由于要判断第 $i$ 个点是否是极值点,需要知道第 $i+1$ 个点的信息,因此,在 $t$ 时刻,无法判断第8个点是否为极值点。如果要判断 $t$ 时刻下第8个点是否为极值点,需要在 $t+1$ 时刻才能知道。因此, $f_{\max}[7:0]$ 可以根据式(17)来获得。

$$f_{\max}[i] = \begin{cases} ((ge_r[i] \& \sim ge_r[i+1]) | ((ge_r[i] \& ge_r[i+1]) \& (\sim eq_r[i] \& eq_r[i+1]))) & , i < 7 \\ ((ge_r[i] \& \sim ge_r[0]) | (ge_r[i] \& ge_r[0]) \& \sim eq_r[i] \& eq_r[0]) & , i = 7 \end{cases} \quad (17)$$

其中, $ge_r$ 为 $ge$ 经过1级D触发器锁存得到。 $eq_r$ 为 $eq$ 经过1级D触发器锁存得到。同理, $f_{\min}[7:0]$ 可以根据式(18)来得到。如果 $f_{\max}[i]$ 的值为1,则表明第 $i$ 个点为极大值点。如果 $f_{\min}[i]$ 的值为1,则表明第 $i$ 个点为极小值点。

$$f_{\min}[i] = \begin{cases} ((\sim ge_r[i] \& ge_r[i+1]) | ((ge_r[i] \& ge_r[i+1]) \& (eq_r[i] \& \sim eq_r[i+1]))) & , i < 7 \\ ((\sim ge_r[i] \& ge_r[0]) | (ge_r[i] \& ge_r[0]) \& eq_r[i] \& \sim eq_r[0]) & , i = 7 \end{cases} \quad (18)$$

在上述过程后,将数据和极值标志送入处理模块进行特征提取并存入FIFO中。这些特征信号在后面并行包络求取过程中需要用到。如图6所示,处理模块的输入为 $fm$ 和 $ft$ , $fm$ 表示极值标志位,连接 $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ , $f_i$ 表示输入的数据;输出为FIFO写使能和存入FIFO数据,连接到FIFO的写使能端口和数据输入端口,当极值标志位存在1时向FIFO写入数据,故通过或门来实现FIFO写使能。存入FIFO数据主要组成如下: $value\_front(vf)$ 表示并行数据中第1个极值点的值, $locate\_front(lf)$ 表示第1个极值点相对于第1个数据的位置。 $value\_rear(vr)$ 表示在并行数据中最后一个极值点的值和 $locate\_rear(lr)$ 表示最后一个极值点相对于并行数据中最后一个点的位置。 $dis$ 表示在两列包含极值点的数据之间的时钟数。由于有极大值和极小值,因此需要两个处理模块提取极大值和极小值的特征,分别存入极大值FIFO和极小值FIFO。

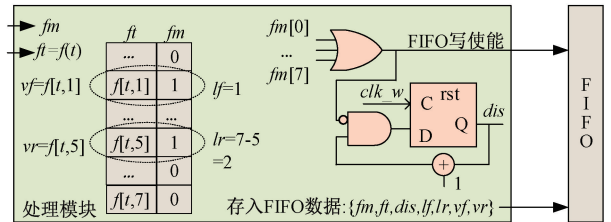


图6 并行极值特征提取模块与FIFO模块

Fig. 6 Diagram of parallel extreme extraction and FIFO module

FIFO module

### 3.4 EMD中并行包络提取的FPGA实现

包络求取有两种情况,一种情况是极值分布在不同的时钟,另一种情况是极值分布在同一个时钟。

如图7所示,表示求取包络的极值分布在不同的时钟下包络的求取过程。首先由FIFO控制模块控制FIFO

的读取,当 FIFO 处于非空状态且上一次包络完成时,从 FIFO 读取新的数据,数据的内容与图 8 中写入的内容一致。将读取的数据和状态信号送入分子产生模块和包络产生模块。由于极值点分布在两个时钟,从 FIFO 读取的新的数据只包含第 2 个极值点的信息,因此,需要将前一个 FIFO 数据中的  $vr$  和  $lr$  信号进行锁存,得到图 7 中的  $vr_{d1}$  和  $lr_{d1}$ 。

$$div = \frac{vf - vr_{d1}}{lr_{d1} + dis \times 8 + lf + 1} \quad (19)$$

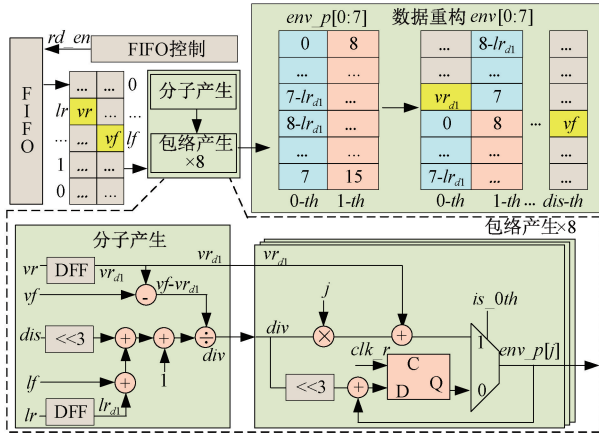


图 7 极值分布在不同时钟下并行包络求取模块

Fig. 7 Diagram of parallel envelope module for extreme locate at different clocks

$is\_0th = 1$ ,其他时刻  $is\_0th = 0$ 。在实现过程中,第  $t$  时刻的包络值可以通过  $t-1$  时刻的包络加上  $div \times 8$  得到。 $div \times 8$  可以通过逻辑左移 3 位来实现。

$$env\_p[j] = vr_{d1} + div \times (j + 8 \times t) \quad (20)$$

如图 7 所示,在每个时钟获取到  $env\_p[0:7]$  后,通过数据重构模块,将包络值填充到两个极值点之间,实现 2 个极值点之间的  $env$  求取。在第 0 时刻,即求取包含第 1 个极值点的包络时, $env[7-lr_{d1}+1:7] = env\_p[0:lr_{d1}-1]$ ,  $env[0:7-lr_{d1}]$  由上一个包络产生;在  $t$  时刻 ( $1 \leq t < dis$ ),即求取不包含极值点的包络时, $env[0:7] = \{env\_p_{d1}[lr_{d1}:7], env\_p[0:lr_{d1}-1]\}$ ;在第  $dis$  时刻,此时求取包含最后一个极值的包络时,如果  $lf < 7-lr_{d1}+1$ ,则  $env[0:lf-1] = env\_p_{d1}[lr_{d1}:lf-1]$ ;如果  $lf > 7-lr_{d1}+1$ ,则  $env[0:lf-1] = env\_p_{d1}[lr_{d1}:lf-1]$ 。

如图 8 所示,第 2 种是求取包络的极值都在同一个时钟的情况下。此时每个时钟的并行 8 路数据中至少有 2 个极值。只需要计算出同一个时钟下相邻两个极值点之间的包络。首先,根据 FIFO 控制模块从 FIFO 读取数据,根据  $fm$  和  $ft$  获得在当前 8 路并行数据中的所有极大值  $vm$  和对应的索引值  $lm$ 。然后相邻的两个极大值和其索引值送入分子模块中,根据式 (21) 计算  $div1$ 。

$$div1 = \frac{vm[i+1] - vm[i]}{lm[i+1] - lm[i]} \quad (21)$$

得到  $div1$  后,便可以根据式 (22) 计算极值  $vm[i]$  和  $vm[i+1]$  之间的包络,  $j \in [1, lm[i+1]-lm[i]-1]$ 。

$$env[j] = vm[i] + div1 \times j \quad (22)$$

在同一个时钟求取包络的情况下,在并行 8 路中,最多同时计算 4 组包络,因此分子产生模块调用了 4 次。同时最多需要 6 个包络计算模块,故包络求取模块调用 6 次。在 EMD 的实现中,上下包络的求取过程相同。因此整个包络模块需要调用 2 次分别求取上包络和下包络。通过对极值模块、包络求取以及均值计算的并行实现,提高了 EMD 分解速度和异常检测效率。

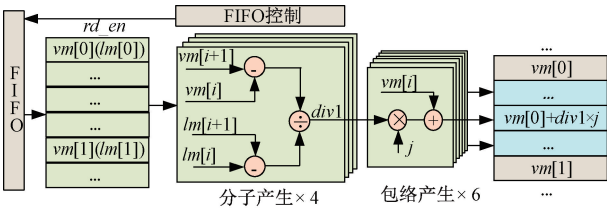


图 8 极值分布在相同时钟下并行包络求取模块

Fig. 8 Diagram of parallel envelope module for extreme locate at the same clock

求取包络的过程分成 2 个步骤。1) 求取式 (2) 中的  $(h_k[x+q] - h_k[x])/q$  部分,其求取的结果在图 7 中用  $div$  表示,由分子产生模块实现, $div$  可以用式 (19) 来表示。分子表示两个极值点的差值,分母表示两个极值点之间的实际距离。 $dis \times 8$  操作可以通过左移 3 位的逻辑操作来实现。2) 已知  $div$ ,根据式 (2) 求取两个极值点之间的包络值。由于每个时钟获取 8 个包络值,故在第  $t$  时刻的 8 个包络值中的第  $j$  个包络值  $env\_p[j]$  可以根据式 (20) 计算得到。该过程在图 7 中的包络产生模块实现。设开始求取新的包络值的时刻为 0 时刻,此时

## 4 实验平台及验证

本文提出的实时异常检测方法基于 20 GPS 采集系统平台验证。测试平台如图 9 所示,测试平台包括 20 GPS 采集系统平台和任意波发生器。

### 4.1 异常捕获概率测试

首先,通过任意波发生器产生脉冲调制信号测试异常信号的捕获概率。在该段信号上 1 s 的时间内随机叠加 25 个频率突变、25 个毛刺、25 个同时同频的幅度突变和 25 个信号丢失异常共 100 个异常形成异常信号。设置采集系统工作在 20 GPS 采样率模式。打开异常检测



图9 20 GSPS 采集系统测试平台

Fig. 9 20 GSPS acquisition system experimental platform

模式,当输入异常信号时,捕获到总共的异常数量为95,其界面显示如图10所示。

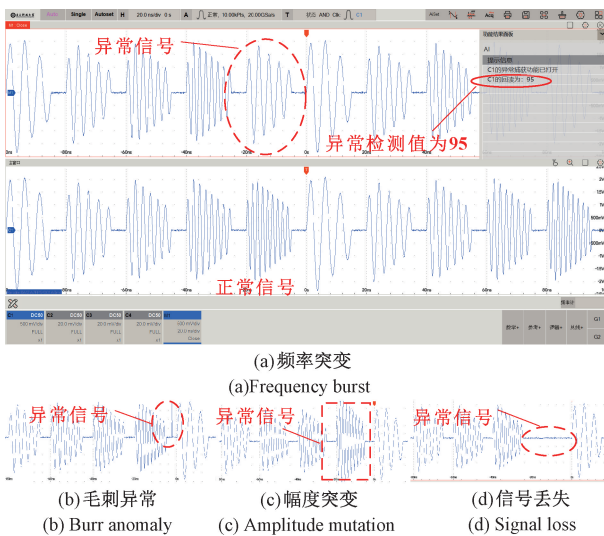


图10 异常检测模式下脉冲调制信号异常测试

Fig. 10 Pulse modulated signal test in anomaly detection mode

同时可以实现对每个异常信号的独立显示和分析,经过分析捕获到的95个异常信号中包括23个频率突变、24个毛刺异常、24个同时同频幅度突变异常和24个信号丢失异常。在异常检测过程中,根据式(10)可以获取到系统在没有信号输入的噪声极差 $\sigma_{in} = 69$ 。 $\varepsilon$ 为任意波产生信号引入的噪声,可以设为30,故阈值 $\delta = 99$ 。当输入正常信号后,对其进行EMD分解得到4个IMF分量的极差: $\sigma_{IMF1} = 2\ 057$ , $\sigma_{IMF2} = 1\ 997$ , $\sigma_{IMF3} = 2\ 035$ , $\sigma_{IMF4} = 605$ 。因此根据式(11),选择IMF1~IMF4重构为正常信号模板 $S[n]$ 。在图10(a)中展示的为捕获到的频率突变异常,根据式(12), $d_{l2} = 2\ 158 > 99$ ,故为异常信号;图10(b)中展示的为捕获到的毛刺异常,根据式(12), $d_{l2} = 1\ 592 > 99$ ,故为异常信号;图10(c)中展示的为捕获到的同时同频幅度突变异常,根据式(12), $d_{l2} = 767 > 99$ ,故为异常信号;图10(d)中展示的为捕获到的信号丢失

异常,根据式(12), $d_{l2} = 1\ 712 > 99$ ,故为异常信号。

其次,改变信号为双包络调制信号。在1 s的时间内随机叠加25个载波频率突变、25个串扰异常、25个幅度突增和25个包络突变共100个异常形成异常信号。按照上述测试步骤,捕获到总共的异常数量为96,其界面显示如图11所示。

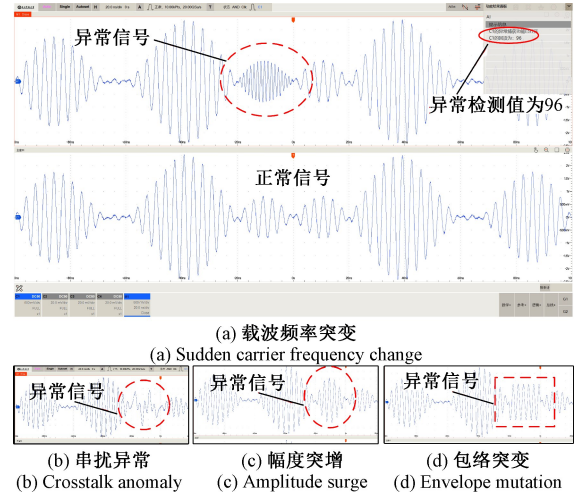


图11 异常检测模式下双包络调制信号异常测试

Fig. 11 Double envelope modulated signal test in anomaly detection mode

通过上述测试,说明所提出的异常检测方法的异常捕获概率可以达到 $95/100 = 95\%$ 。

经过分析捕获到的96个异常信号中包括24个载波频率突变异常、24个串扰异常、24个幅度突增异常和24个包络突变异常。对输入正常信号进行EMD分解得到4个IMF分量的极差: $\sigma_{IMF1} = 55$ , $\sigma_{IMF2} = 2\ 658$ , $\sigma_{IMF3} = 2\ 172$ , $\sigma_{IMF4} = 385$ 。根据式(11),选择IMF2~IMF4重构正常信号模板 $S[n]$ 。图11(a)为捕获到的载波频率突变异常,根据式(12), $d_{l2} = 1\ 415 > 99$ ,故为异常信号;图11(b)为捕获到的串扰异常,根据式(12), $d_{l2} = 2\ 114 > 99$ ,故为异常信号;图11(c)为捕获到的幅度突增异常,根据式(12), $d_{l2} = 398 > 99$ ,故为异常信号;图11(d)为捕获到的包络突变异常,根据式(12), $d_{l2} = 398 > 99$ ,故为异常信号。

#### 4.2 不同方法对异常信号捕获的对比测试

基于自研的20 GSPS采集系统,使设备工作在20 GSPS采样率下三维映射模式和300 000段的分段存储模式分别对上述1 s内叠加100个异常的脉冲调制信号进行捕获。通过捕获结果分析,得到不同方法下异常信号捕获的对比情况,如表1所示。

根据表1,三维映射模式下屏幕刷新的时间约为20 ms,故在1 s时间内完成49次三维映射的显示,最终检测到28个三维图像中存在异常。每个带有异常的

表 1 不同方法对异常信号捕获测试对比

Table 1 Comparison of different methods for anomalous signal capture

方法	实际捕获的异常数量	异常捕获率/%	检测到异常的种类
三维映射	54	54	4
分段(30 000 段)	22	22	3
本文方法	95	95	4

三维图像中存在 1~4 个可见的异常。经过统计,共捕获到 54 个可以区分的异常,且异常的种类为 4 种。三维映射模式虽然提升了处理速度,但是没有区分正常信号和异常信号,处理和捕获的大部分都是正常信号,导致三维映射模式下异常捕获概率低。

在分段存储模式下,将存到的 300 000 段送入上位机进行异常判断,共检测到 22 个异常,而且只检测到 3 种异常类型。分段模式下存储的数据量可以达到  $2 \times 10^9$  个采样点,捕获时间约为 100 ms,但是由于大容量数据的处理和传输时间达数十秒,导致存在很大的死区时间,在死区时间内无法对信号进行检测和处理,造成分段存储模式下异常捕获率低。

本文提出的方法共捕获到 95 个异常,而且可以对每个异常独立地显示和分析。上述测试结果证明了相比于传统的异常捕获方法,无论在异常信号捕获概率方面还是异常分析方面,本方法都具有明显的优势。

## 5 结 论

本文提出一种基于 EMD 的异常检测方法,该方法基于 EMD 提取 IMF 分量,通过非噪声 IMF 分量重构正常信号模板,与待测信号进行模板匹配以实现异常的实时检测。同时,提出一种基于 FPGA 的多点并行架构的 EMD 实现方法,显著提高 EMD 分解速度并极大提高了异常检测效率。通过对调制信号异常检测的测试,证明了相比采集系统中传统的捕获方法,本文提出的异常检测方法在异常信号捕获概率上有极大的提升,达到 95%。该方法对通信、雷达等高速信号领域中的故障诊断、设备维护及系统性能提升具有重要意义。

## 参考文献

[ 1 ] 赵禹,叶芑,孟婕,等. 基于带宽交织采样架构的 80 GSps 超宽带实时采集系统[J]. 仪器仪表学报, 2024,45(5):147-156.  
ZHAO Y, YE P, MENG J, et al. Ultra-wideband data acquisition system with 80 GSps based on bandwidth interleaved architecture[J]. Chinese Journal of Scientific

Instrument, 2024,45(5):147-156.

- [ 2 ] HUANG W H, CHEN AI J, PAN ZH X, et al. Design of portable high-speed oscilloscope analyzer for multifunctional integrated signal testing [J]. Measurement, 2023, 209:112490.
- [ 3 ] 杨扩军,田书林,蒋俊,等. 基于 TIADC 的 20 GS/s 高速数据采集系统[J]. 仪器仪表学报, 2014,35(4):841-849.  
YANG K J, TIAN SH L, JIANG J, et al. 20 GS/s high speed data acquisition system based on TIADC [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(4):841-849.
- [ 4 ] ZHAO Y G, WU J, YI B, et al. The research on high precision digital oscilloscope high performance triggering system[C]. 2021 IEEE International Conference on Data Science and Computer Application (ICDSCA), Dalian, China, 2021: 642-645.
- [ 5 ] LI CH Y, TIAN SH L, HUANG W H, et al. Method of high-precision digital slope-trigger in high-speed data acquisition system[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024,73:1-9.
- [ 6 ] HUANG CH, TIAN SH L, YE P, et al. The segmented storage system in digital oscilloscope [C]. 2023 IEEE International Automatic Testing Conference (AUTOTESTCON), National Harbor, MD, USA, 2023: 1-5.
- [ 7 ] YANG K J, TIAN SH L, ZENG H, et al. A seamless acquisition digital storage oscilloscope with three-dimensional waveform display[J]. The Review of Scientific Instruments, 2014, 85, 4:045102.
- [ 8 ] GUO Y H, JIANG M, HUANG Q H, et al. MLDFR: A multilevel features restoration method based on damaged images for anomaly detection and localization[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(2):2477-2486.
- [ 9 ] 王从宝,张安思,杨磊,等. 基于 VAE-LSTM 模型的无人机飞行数据异常检测[J]. 电子测量技术, 2024, 47(3):187-196.  
WANG C B, ZHANG AN S, YANG L, et al. Anomaly detection of UAV flight data based on VAE-LSTM modeling[J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(3):187-196.
- [ 10 ] HUANG CH Q, XU Q W, WANG Y F, et al. Self-supervised masking for unsupervised anomaly detection and localization[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25:4426-4438.
- [ 11 ] 李桢煜,宋宇晨,彭喜元,等. 基于对比序列重构的卫星遥测数据异常检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2024,



- 45(4):17-26.
- LI ZH Y, SONG Y CH, PENG X Y, et al. Contrastive time-series reconstruction method for satellite anomaly detection[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024,45(4):17-26.
- [12] 张玥,陈锡伟,陈梦丹,等. 基于对比学习生成对抗网络的无监督工业品表面异常检测[J]. 电子测量与仪器学报, 2023,37(10):193-201.
- ZHANG Y, CHEN X W, CHEN M D, et al. Unsupervised surface anomaly detection of industrial products based on contrastive learning generative adversarial network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10):193-201.
- [13] WANG T Y, LEUNG H, ZHAO J, et al. Multiseries featural LSTM for partial periodic time-series prediction: A case study for steel industry[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(9):5994-6003.
- [14] LI Y B, GENG X Y, SUN Q, et al. A coupling factor analysis of predictive models for ship motion emphasizing feature selection and attention mechanism-enhanced gated recurrent unit networks[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024,73:1-13.
- [15] WANG T Y, ZHAO J, LIU Q L, et al. Granular-based multilayer spatiotemporal network with control gates for energy prediction of steel industry[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70:1-12.
- [16] 熊敏,江德军,高志良,等. 大坝监测数据多维度 LSTM 异常检测与恢复[J]. 电子测量技术, 2023, 46(6):51-56.
- XIONG M, JIANG D J, GAO ZH L, et al. Dam monitoring data multi-dimensional LSTM anomaly detection and recovery[J]. Electronic Measurement Technology, 2023,46(6):51-56.
- [17] 刘雨萌,桑海峰. 基于关键帧定位的人体异常行为识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2024,38(3):104-111.
- LIU Y M, SANG H F. Human abnormal behavior recognition based on keyframes localization[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2024, 38(3):104-111.
- [18] 周璇,易剑平. 基于优化 CBAM 改进 ResNet50 的异常行为识别方法[J]. 国外电子测量技术, 2024,43(5):36-41.
- ZHOU X, YI J P. Improved abnormal behavior recognition method of ResNet50 based on optimized CBAM[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2024,43(5):36-41.
- [19] GUO R X, WANG Y, ZHANG H CH, et al. Remaining useful life prediction for rolling bearings using EMD-RISLSTM[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021,70:3509812.
- [20] 赵一鸣,吉月辉,刘俊杰,等. 基于 EMD-IPSO-LSTM 模型的短期电力负荷预测[J]. 国外电子测量技术, 2023,42(1):132-137.
- ZHAO Y M, JI Y H, LIU J J, et al. Short term power load forecasting based on EMD-IPSO-LSTM model[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(1):132-137.
- [21] DAS K, PRADHAN S N. Hardware architecture design for complementary ensemble empirical mode decomposition algorithm[J]. Integration, 2023, 91:153-164.

## 作者简介



李承阳, 2014 年于电子科技大学获得学士学位, 2017 年于电子科技大学获得硕士学位, 现为电子科技大学在读博士生, 主要研究方向为高速数据采集与处理、实时异常检测、偶发信号智能捕获。

E-mail: lchy\_uestc@std.uestc.edu.cn

**Li Chengyang** received his B.Sc. and M.Sc. degrees both from University of Electronic Science and Technology of China in 2014 and 2017, respectively. He is currently pursuing his Ph.D. degree at University of Electronic Science and Technology of China. His main research interests include high-speed data acquisition and processing, real-time anomaly detection, and intelligent capture of occasional signals.



杨扩军(通信作者), 2007 年于电子科技大学获得学术学位, 2010 年于电子科技大学获得硕士学位, 2015 年于电子科技大学获得博士学位, 现为电子科技大学教授, 主要研究方向为超带宽超高速数据采集系统、智能高速数据采集与处理、高速数字信号处理。

E-mail: yangkuojun@uestc.edu.cn

**Yang Kuojun** (Corresponding author) received his B.Sc., M.Sc., and Ph.D. degrees all from University of Electronic Science and Technology of China in 2007, 2010, and 2015, respectively. He is currently a professor at University of Electronic Science and Technology of China. His main research interests include ultra-bandwidth and ultra-high-speed data acquisition system, intelligent high-speed data acquisition and processing, and high-speed digital signal processing.