

DOI: 10.13382/j.jemi.B2206090

基于近场扫描和相似性度量的电路板故障区域检测*

梁志义^{1,2} 郑伟^{1,2} 徐庆^{1,2} 聂翼飞^{1,2}
(1. 重庆大学光电工程学院 重庆 400044; 2. 光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400040)

摘要:故障区域检测是电路板故障诊断的重要内容之一,近年来大量研究工作致力于通过理论仿真探索电路板故障诊断方法,但仿真条件与实测环境之间的差异降低了此类方法在实际应用中的可行性。结合实测电路板数据的特点,本文提出了一种基于近场扫描和时间序列相似性度量的电路板故障区域检测方法,该方法通过近场扫描获取正常状态、故障状态下的电路板的电磁辐射数据,采用变分模态分解(VMD)方法进行原始数据降噪,此后将两种状态的数据视为两类时间序列,运用改进的时间序列相似性度量算法计算两类时间序列的距离值,根据距离值判断电路板故障区域。根据数据集实验结果,使用本文的相似性度量算法处理时间序列相对其他算法展现出更佳的度量能力,距离值的分类精度也比 3 种对比算法分别高出 6.3%、8.4%、4.2%。同时,实测数据实验结果和理论仿真结果的一致性验证了本文方法的可行性和实用性,该方法为电路板故障诊断提供了新的实现方式。

关键词:电路板故障诊断;故障区域检测;近场扫描;时间序列;相似性

中图分类号: TP274.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4

Circuit board fault area detection based on near-field scanning and similarity measure

Liang Zhiyi^{1,2} Zheng Wei^{1,2} Xu Qing^{1,2} Nie Yifei^{1,2}
(1. Department of Optoelectronic Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China;
2. Key Laboratory of Optoelectronic Technology & Systems of Ministry of Education, Chongqing 400040, China)

Abstract: Fault area detection is one of the important contents of circuit board fault diagnosis. In recent years, a lot of research work has been devoted to explore circuit fault diagnosis methods through theoretical simulation, but the difference between simulation conditions and actual measurement environment reduces the feasibility of such methods in practical applications. Combined with the characteristics of the measured circuit board data, this paper proposes a circuit board fault area detection method based on near-field scanning and time series similarity measurement. This method obtains the electromagnetic radiation data of the circuit board under normal and fault conditions through near-field scanning, and uses the variational mode decomposition (VMD) method to reduce the noise of the original data. After that, the data in the two states are regarded as two types of time series, the improved time series similarity measurement algorithm is used to calculate the distance value of the two types of time series, and the fault area of the circuit board is determined according to the distance value. According to the experimental results of data sets, the similarity measurement algorithm in this paper shows better measurement ability in processing time series than other algorithms, and the classification accuracy of distance value is also 6.3%, 8.4% and 4.2% higher than the three comparison algorithms. At the same time, the consistency between the experimental results of the measured data and the theoretical simulation results verifies the reliability and practicability of the method in this paper. This method provides a new way to realize the circuit board fault diagnosis.

Keywords: circuit board fault diagnosis; fault area detection; near field scanning; time series; similarity

0 引言

电路板故障诊断技术依据电路传输信号种类分为数字电路故障诊断技术、模拟电路故障诊断技术以及数模混合电路故障诊断技术。1966 年提出的组合电路测试生成算法已经具有算法上的可行性和完备性^[1]。近年来,算法的不断更迭促使数字电路诊断的理论研究、方法与技术趋于成熟和完善。目前,国内外的诸多团队通过仿真分析致力于模拟电路板故障诊断的方法研究,提出了多种可以有效实现电路板故障诊断的方法。例如,通过仿真手段得到电路板的多种故障数据^[2],使用深度置信网络(deep belief network, DBN)^[3]等方式进行故障特征提取,再使用改进 BP 神经网络^[4]、基于堆叠自动编码器-柔性最大值分类器(SAE-SOFTMAX)的神经网络^[5]、改进的支持向量机^[6]等算法去识别、分类故障特征,从而实现故障诊断。然而,仿真中定义的理想条件与实际电路的工作状态之间存在着显著差别,基于实测数据的电路板故障诊断研究日益重要。模拟电路自身故障诊断的局限性以及数模混合电路的复杂性,基于实测数据的复杂电路板故障诊断仍然是一个亟待解决的问题。近年来,作为数据挖掘领域中的一个重要研究分支,时间序列相似性度量已经在工程领域展示出颇具潜力的应用前景,比如轴承故障诊断^[7]、矿山入井人员唯一性检测^[8]、滑坡位移动态预测^[9]等。传统的相似性度量算法主要包括可以直接使用原序列数值进行距离运算的欧氏距离法和动态弯曲距离法(dynamic time warping, DTW)^[10]。前者难以处理非等长时间序列,后者难以区分序列趋势动态变化的相似性,同时又有计算量大和易畸形匹配等问题,严重限制了其应用场景。另外,作为在故障诊断领域应用最广泛的策略,基于趋势、基于形态的方法可以通过提取时间序列的分段特征(如斜率^[11]、平均拟合误差^[12])并结合公式(如最大公共子序列^[13])进行距离运算,从而完成对时间序列的相似性度量。然而,上述方法难以准确衡量变化趋势基本相同,而数值信息差别明显的两条序列之间的相似度,复杂的计算步骤也极大降低了该类方法在处理海量数据样本时的时效性^[14]。

从统计意义上讲,时间序列就是指将某一指标在不同时间范围内的不同数值,按照先后顺序排列而成的数列。时间序列相似性度量就是根据相似性评价函数来比较两个序列的点相似性、形状相似性、变化规律相似性。通过相似性度量,可以判断时间序列是否存在点异常、模式异常(形状异常、变化异常)^[15]。

针对上述故障诊断方法的不足,考虑采集的电磁辐射数据具有先后时序性特点,本文提出了一种基于近场电磁扫描和时间序列相似性度量算法的电路板故障诊断

方法。该方法通过分区域扫描正常状态下和存在故障状态下的同一电路板,获取其表面的两类电磁辐射数据。对比分析同一区域两种状态下辐射数据序列的相似性,判断后一次的数据序列是否为异常序列,从而完成故障区域的检测。实验表明,本文提出的方法能有效检测出故障区域,同时具有可靠便捷的特点;本文提出的相似性度量算法的度量能力显著高于传统方法,其对于序列趋势形态方面和序列值域信息的兼顾使其对序列在时间轴方向的平移、伸缩表现出不敏感性。

1 相关理论

1.1 电磁辐射基本理论

电磁辐射是指在空间泄露出的由电场和磁场相互作用而产生的电磁波。电子设备的辐射干扰源,最终都可以等效为基本的电偶极子模型(交变信号流经的 PCB 走线)以及磁偶极子模型(如高速信号线中的环路电流)^[16],比如在 EMC(electromagnetic compatibility)、EMI(electromagnetic interference)过程中检测到的电磁辐射就是由这两个模型共同作用而产生的。通常情况下,电偶极子与磁偶极子在自由空间内的辐射特性均与场-辐射源之间的距离有关,因此,在理论研究中,辐射区域可以根据此距离分为近场区和远场区。对于一个固定的可以产生一定强度的电磁辐射源来说,电磁辐射强度随着距离增大会衰减,因此近场区辐射的电磁场强度最大^[17]。

1.2 近场扫描基本理论

近场扫描是指用扫描设备获取 PCB 表面上方电磁场辐射信息的过程。本文使用的近场扫描设备符合国际电工委员会电磁发射测试标准 IEC61967-3 中表面扫描测试设备要求,可实现对电路板电场、磁场、温度的近场扫描测试,如图 1 所示。

其中,近场探头是扫描设备的核心部件,分为电场探头和磁场探头。本文使用的电磁场探头具有 1 MHz ~ 3 GHz 的扫描频带,磁场检测空间分辨率为 2.2 ~ 3.4 mm,电场检测空间分辨率为 2 ~ 2.8 mm。

对电路板的近场扫描流程如下:

1) 进行不通电“冷板”扫描,获取正常电路板的电磁辐射分布和环境噪声数据,将其作为“热板”扫描后电磁辐射的修正数据。

2) 对正常工作状态下的电路板(热板)进行近场扫描,并使用修正数据校正当前获取的数据,得到电路板正常状态下的电磁辐射数据。

3) 对电路板设置故障(单一故障或组合故障),对故障电路板进行“冷板”扫描。



图1 近场扫描系统

Fig. 1 Near-field scanning system

4) 扫描处于工作状态的故障电路板(热板),并使用步骤3)中的“冷板”数据校正,得到电路板故障状态下的电磁辐射数据

5) 对比分析2)、4)步骤中的数据。

1.3 变分模态分解(VMD)降噪

为了降低环境噪声对电磁辐射数据采集的影响,实验过程中将始终使扫描设备置于金属外壳机箱内,因而获取的数据中噪声主要来源于难以避免的扫描设备的底噪。

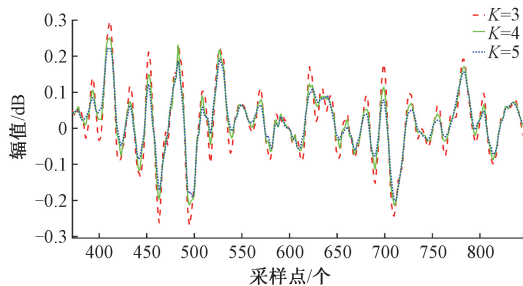
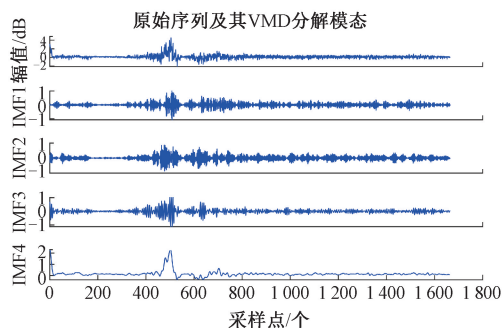
变分模态分解方法(variational mode decomposition, VMD)具有噪声敏感特性,是一种有效的数据降噪方法^[18]。其约束变分模型如式(1)所示,其中 μ_k 表示第 k 个本征模态函数(intrinsic mode function, IMF), ω_k 为第 k 个IMF的中心频率,*表示卷积运算。 K 值过高容易产生无用序列,增加计算时间, K 值过低则容易导致分解程度过低,信号噪声多,因此选择合适的 K 值是VMD求解中的重要步骤。

$$\begin{cases} \min_{\{\mu_k\}|\{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \sum_k \mu_k = f \end{cases} \quad (1)$$

K 值一般范围为 $[3, 7]$,自适应确定 K 值的方法有很多,可以使用麻雀算法、鲸鱼算法等优化算法对 K 值进行全局寻优,但这类算法寻优过程比较繁琐,会增加最终的检测时间。本文通过对比法确定 K 值。当 $K=3$ 、 $K=4$ 、 $K=5$ 时,截取变分模态分解后的最低频分量的部分数

据如图2所示,可以看出 $K=3$ 时,IMF3序列的峰值特征最突出但噪声也较多,而 $K=5$ 时IMF5序列的峰值特征又较弱,因而选取 $K=4$ 最为适宜。

以 $K=4$ 为例对时间序列进行变分模态分解的结果如图3所示。尽管少部分信号特征被分解到模态分量1、模态分量2和模态分量3中,但是包含峰值信息和序列趋势在内的主要纯净信号特征均保留在模态分量4中,而且含有的噪声分量也最少,所以选择最低频分量(IMF4)作为下一步操作的输入数据。

图2 当 K 为3、4、5时变分模态分解的最低频分量Fig. 2 The lowest frequency component of the variational modal decomposition when K is 3, 4, 5图3 当 K 为4时变分模态分解结果Fig. 3 Variational modal decomposition results when K is 4

2 基于分段形态特征的时间序列相似性度量

2.1 时间序列的分段线性表示

分段线性表示(piecewise linear representation, PLR)是指用一系列首尾相接的线段,近似表示原时间序列的序列降维方法。本文提出基于趋势转折点的分段线性表示方法对时间序列进行预处理,此方式能保留时间序列的原始形态特征,同时具有数据压缩以及过滤噪声的作用。假设有时间序列 $X_0 = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N-1}, x_N\}$,其对应的时刻序列为 $T = \{t_1, t_2, t_3, \dots, t_{N-1}, t_N\}$,趋势转折点定义为:在以转折点 $x_i x_m$ 为底边,待取转折点 x_k 为顶点的三角形中, x_k 到底边 $x_i x_m$ 的垂直距离越大,该点成为

趋势转折点的可能性越大,如图 4 所示。

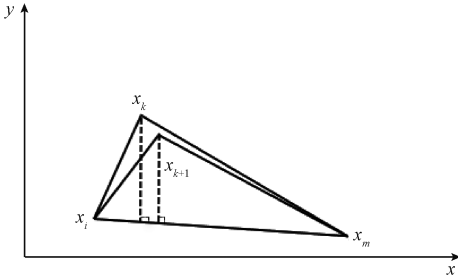


图 4 趋势转折点示意图

Fig. 4 Schematic diagram of trend turning point

下面对此算法步骤进行阐述:

1) 将序列 X_0 归一化,使序列保持形态不变的同时将数值归一到 $[0, 1]$ 区间,归一化公式为 $x_i = (x_i - \min(X_0)) / (\max(X_0) - \min(X_0))$ 。得到新的序列 $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{N-1}, x_N\}$;

2) 选取起始点 x_1 、终点 x_N ,将这两点对应的时刻添加到转折点时刻序列 T_1 中,得到 $T_1 = \{t_1, t_N\}$,计算序列 X 中每个点到线段 x_1x_N 的垂直距离,得到距离序列 $D = \{d_1, d_2, d_3, \dots, d_{N-1}, d_N\}$;

3) 选取 D 中距离最大值 $\max d$,将 $\max d$ 与距离阈值 thd 进行比较,若小于等于阈值,则将 $\max d$ 对应的 $t_i (1 < i < N)$ 添加到 T_1 中,得到 $T_1 = \{t_1, t_i, t_N\}$;若大于阈值,则返回时刻序列 T_1 对应的 X 中的子序列。

4) 更新距离序列 D 。计算时间序列 $X_1 = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 中每个点到线段 x_1x_i 的距离值,再计算 $X_2 = \{x_{i+1}, x_{i+2}, \dots, x_N\}$ 中每个点到线段 x_ix_N 的距离值;

5) 重复步骤 3)、4),直到 D 中距离最大值 $\max d$ 大于距离阈值 thd 。返回最终的 T_1 对应的 X 中的子序列。

距离阈值 thd 一般为标准化序列平均值的 $0.05 \sim 0.2$ [19]。距离阈值的选取决定了分段线性表示的分辨率。最终得到基于趋势转折点表示的降维序列 $S = \{(s_1, s_2, t_{s1}) \dots (s_i, s_{i+1}, t_{si}) \dots (s_{m-1}, s_m, t_{sm})\}$ 。 (s_i, s_{i+1}, t_{si}) 为其中的一段子序列。 t_{si} 为子序列的时间间隔, s_i, s_{i+1} 为子序列的左端点和右端点。

2.2 基于自适应斜率阈值的形态模式定义

文献[11]基于分段子序列斜率与斜率阈值的比较,对分段子序列的形态模式进行了描述和划分。然而,主观设置的斜率阈值使其丧失了对不同时间序列斜率变化的自适应能力。如表 1 所示,本文在文献[11]的基础上提出了新的形态模式与分段子序列斜率的关系。改进的定义方法能有效地放大局部时间区间内子序列的斜率差异,从而增加算法对不同时间序列的区分度。

下面对表 1 中参数进行说明。设两条时间序列经过 PLR 处理后分别为:

表 1 分段斜率与形态模式之间的关系

Table 1 The relationship between the slope of line segments and morphological patterns

$k_i > 0$	$k_i < k_{midp}$	$k_i < k_{midp} + k_{thp}$	$k_i < k_{max}$
	1	2	3
$k_i < 0$	$k_i > k_{midn}$	$k_i > k_{midn} + k_{thn}$	$k_i > k_{min}$
	-1	-2	-3
$k_i = 0$	0		

$$S_1 = \{(s_1, s_2, t_{s1}) \dots (s_i, s_{i+1}, t_{si}) \dots (s_{m-1}, s_m, t_{sm})\} \quad (2)$$

$$S_2 = \{(s_1, s_2, t_{s1}) \dots (s_i, s_{i+1}, t_{si}) \dots (s_{l-1}, s_l, t_{sl})\} \quad (3)$$

求得它们的斜率集合为:

$$K_1 = \{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_{m-1}, k_m\} \quad (4)$$

$$K_2 = \{k_1, k_2, \dots, k_i, \dots, k_{l-1}, k_l\} \quad (5)$$

分别求 K_1, K_2 中正向斜率集合 ($k_i > 0$) 的最大值 k_{1max}, k_{2max} , 平均值 k_{1aver}, k_{2aver} 以及负向斜率集合 ($k_i < 0$) 的最小值 k_{1min}, k_{2min} , 平均值 k_{1avern}, k_{2avern} 。则表 1 中的各项参数根据如下公式得到。

$$k_{min} = \min(k_{1min}, k_{2min}) \quad (6)$$

$$k_{max} = \max(k_{1max}, k_{2max}) \quad (7)$$

$$k_{midp} = \min(k_{1aver}, k_{2aver}) \quad (8)$$

$$k_{midn} = \max(k_{1avern}, k_{2avern}) \quad (9)$$

$$k_{thp} = \max(k_{1max}, k_{2max}) - \min(k_{1max}, k_{2max}) \quad (10)$$

$$k_{thn} = \max(k_{1min}, k_{2min}) - \min(k_{1min}, k_{2min}) \quad (11)$$

其中, $\max()$, $\min()$ 分别表示取最大值函数和取最小值函数。

2.3 序列的等长化处理

两条时间序列的趋势转折点所处位置不同,导致分段线性表示后的降维序列段数可能不同,进而导致模式序列长度不同,因此需要将降维序列、形态模式序列进行等长化处理。具体做法是:取两条不等长的形态模式序列 P_1, P_2 中时刻的并集,根据时刻并集以及各自的模式序列进行取值填充,得到新的两条等长的模式序列。按照同样的时刻并集以及各自的原时间序列 X 分别对降维序列 S_1, S_2 进行取值填充。填充后的序列不会改变对原序列变化趋势的描述 [20]。

2.4 相似性度量

经过上述步骤,已知长度为 N 的时间序列,被线性表示为 l 段,每段持续时间为 t_{si} 。设每段的作用强度为 $e_i = s_{i+1} - s_i$, 2.3 节得到的形态模式序列为 $P_1 = \{p_{11}, p_{12}, \dots, p_{1i}, \dots, p_{1l}\}$, $P_2 = \{p_{21}, p_{22}, \dots, p_{2i}, \dots, p_{2l}\}$, 则两个时间序列的相似性度量公式为:

$$D(X_1, X_2) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^l t_{si} \times |e_{1i} - e_{2i}| \times |p_{1i} - p_{2i}| \quad (12)$$

此公式具有以下特点:

1) 两个时间序列相似度越高,距离值越小,反之则越大。

2) t_{si} 是每段形态的持续时间,相当于对时间序列的不同形态进行了加权处理,同时考虑每段时间内的作用强度,保留了值域信息。

3) 适用于两个长度相等的时间序列。

3 数据集实验及分析

为了验证基于分段形态特征的时间序列相似性度量算法的有效性与优越性,同时赋予其在实际应用中的可行性,本文进行了数据集实例分析,并将结果与欧氏距离、DTW、固定斜率阈值算法^[11]进行了比较分析。

本节设计了两个实验,实验1使用某电路板同一区域内故障状态和正常状态时采集的两条时间序列作为实验数据。实验2数据来自于UCI数据库中的Isolet5数据集,该数据集共有26类1559条时间序列,每条时间序列有617个属性。选取其中的第1类和第14类各60条序列作为实验数据。第1类数据作为类别1,第14类数据作为类别2。

3.1 实验1

首先验证本文2.2节所提方法在时间序列分段形态模式表示中的有效性。将故障状态和正常状态的两条时间序列经过变分模态分解去噪处理,结果如图5所示。然后使用本文2.2节方法与固定斜率阈值算法计算两条时间序列的形态模式值,结果如图6、7所示。

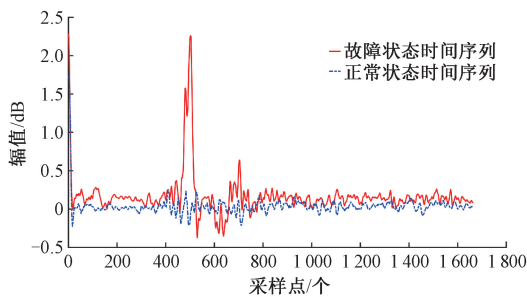


图5 故障状态和正常状态的时间序列

Fig.5 Time series of fault state and normal state

从图5中可以看出,两个状态下的时间序列在时间轴的400~800区间呈现出明显的差异性,且400~600区间内差异性最大,而在其他区间内的差异性就比较小。对比固定斜率阈值的形态模式计算方法,本文方法的计算结果更符合上述差异性分析,且对400~600区间内斜率突变的位置进行了标记。这样的标记能有效增大最终计算距离的区分度。

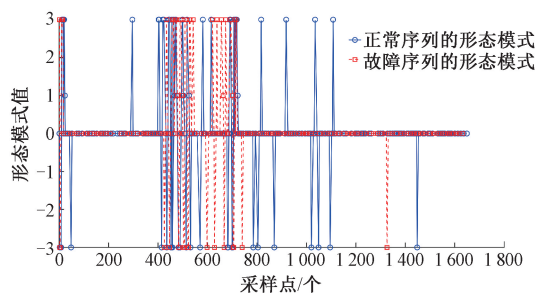


图6 固定斜率阈值方法计算的形态模式序列

Fig.6 Morphological pattern sequence calculated by fixed slope threshold method

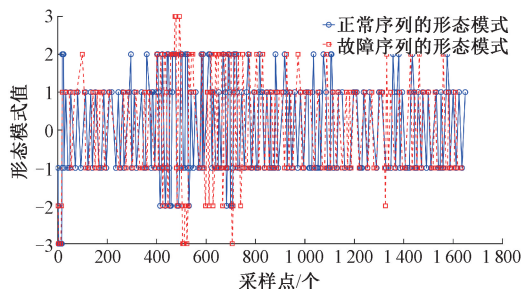


图7 本文方法计算的形态模式序列

Fig.7 Morphological pattern sequence calculated by this method

3.2 实验2

本实验将基于分段形态特征的时间序列相似性度量算法(算法4)与欧氏距离法(算法1)、DTW算法(算法2)以及固定斜率阈值算法(算法3)进行比较分析。首先对类别1和类别2的时间序列分别做拟合,对类别1中60条序列的每个属性求均值,将617个属性均值看成一条新的时间序列,得到基准时间序列1,同理得到基准时间序列2。再使用4种算法分别计算类别2中60条序列与基准时间序列2的距离值和类别2中60条序列与基准时间序列1的距离值,计算的结果分别称为类内距离值和类间距离值。算法1和算法2在不对时间序列做任何预处理的情况下直接计算距离值。算法3则对时间序列依次进行分段表示、形态模式计算、等长化处理、距离值计算等步骤。算法4与算法3步骤相同,但计算公式不同。4种算法计算的两组时间序列距离值如图8所示。最后采用KNN监督分类算法分别对每种算法计算的两组共120个距离值进行分类,类别数为2,训练集与测试集数据之比为6:4。

对比图8(a)、(b)、(c)、(d)类内和类间两组距离值分布,本文算法计算的类内与类间的距离值分布相差较大,算法3其次,算法2和算法1存在两组距离值混叠的情况,且算法2混叠程度更明显。将每种算法计算的两组距离值看成一组数据并归一化到 $[0,1]$,归一化方式

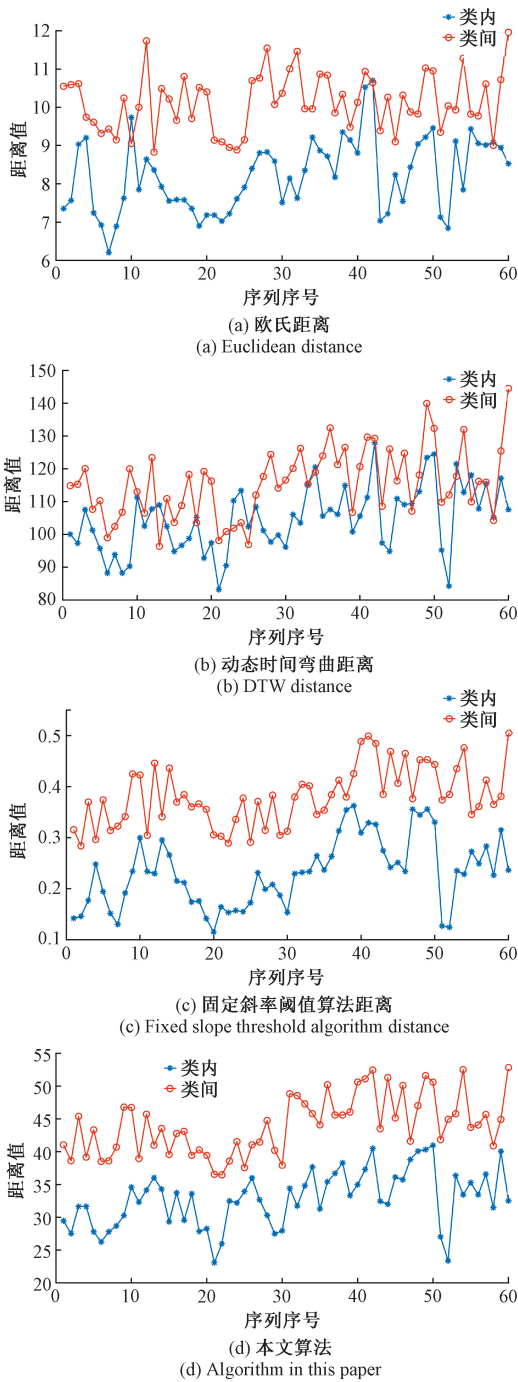


图 8 4 种算法计算的类内、类间距离值
Fig. 8 Intra-class and inter-class distance values calculated by four algorithms

见 2.1 节步骤 1), 再从归一化的数据中分离出两组距离值, 定量计算两组距离值的平均距离值之差(类间距离值的均值减去类内距离值的均值), 本文算法也得到了最佳的结果, 如表 2 所示。

KNN 算法的分类结果如图 9 所示。其中, 类内距离值对应类别 1, 类间距离值对应类别 2。表 3 是 4 个分类结果对应的分类精度。从图 9 中可以看出, 对于算法 4

表 2 4 种算法得到的平均距离值之差
Table 2 Difference of average distance values of four algorithms

方法	算法 1	算法 2	算法 3	算法 4
平均距离值之差	0.334 5	0.178 8	0.367 8	0.383 0

和算法 3 计算出的类间距离值, 实际分类与预期分类的一致性均是 100%, 而另外两种算法的一致性较低。此外, 对算法 4 的计算结果进行 KNN 分类的精度也高于其他算法。综合以上结果可知, 基于分段形态特征的时间序列相似性度量算法在区分不同类别的时间序列方面比其他算法更有效性。

表 3 4 个分类结果对应的分类精度
Table 3 Classification accuracy corresponding to the four classification results

方法	算法 1	算法 2	算法 3	算法 4
分类精度/%	72.9	70.8	75.0	79.2

4 种算法的时间复杂度如图 10 所示。算法 1 和算法 2 直接对序列计算距离, 没有对数据进行降维, 因而时间复杂度较低。算法 3 对数据进行了降维, 降低了计算量, 进行了子序列形态模式划分, 减少了噪声的干扰, 对时间序列的度量精度有所提高。算法 4 在算法 3 的基础上改进了形态模式定义方法, 同时保留了原始时间序列的重要值域信息, 比算法 3 具有更好的相似性区分度, 因而表 3 中算法 4 的分类精度也最高。在时间复杂度方面, 算法 4 耗时虽然较多, 但也仅为 100 多毫秒, 实际应用在接受范围内。

4 算法应用实验及分析

将本文提出的时间序列相似性度量算法应用在电路板电磁辐射数据对比中, 以实现电路板故障区域的检测。通过植入元件虚焊、漏焊、错焊等故障模式, 进行了单点故障和多点故障测试, 验证了该算法在实际应用中的可行性。

4.1 获取电磁辐射数据

本次实验使用的是一个时钟电路板。电路板实物如图 11(a) 所示, 长宽为 74 mm×47 mm。C1 是晶振外围的一个滤波电容, 植入故障时将此电容虚焊, C31 是一个 3.3 V 电源输出端的滤波电容, 植入故障时将此电容漏焊。3.3 V 网络在电路板上的走线如图 11(b) 所示。

扫描时, 将电路板固定并选择左下角顶点为原点坐标, 以 5 mm×5 mm 为单位扫描区域进行划分, 以长为 X 轴, 宽为 Y 轴, 从坐标 (5 mm, 5 mm) 处开始, 至 (75 mm, 50 mm) 处结束, 共划分 150 个单位扫描区域。由于探头对磁场的空间分辨率为 2.2~3.4 mm, 对电场的空间分辨

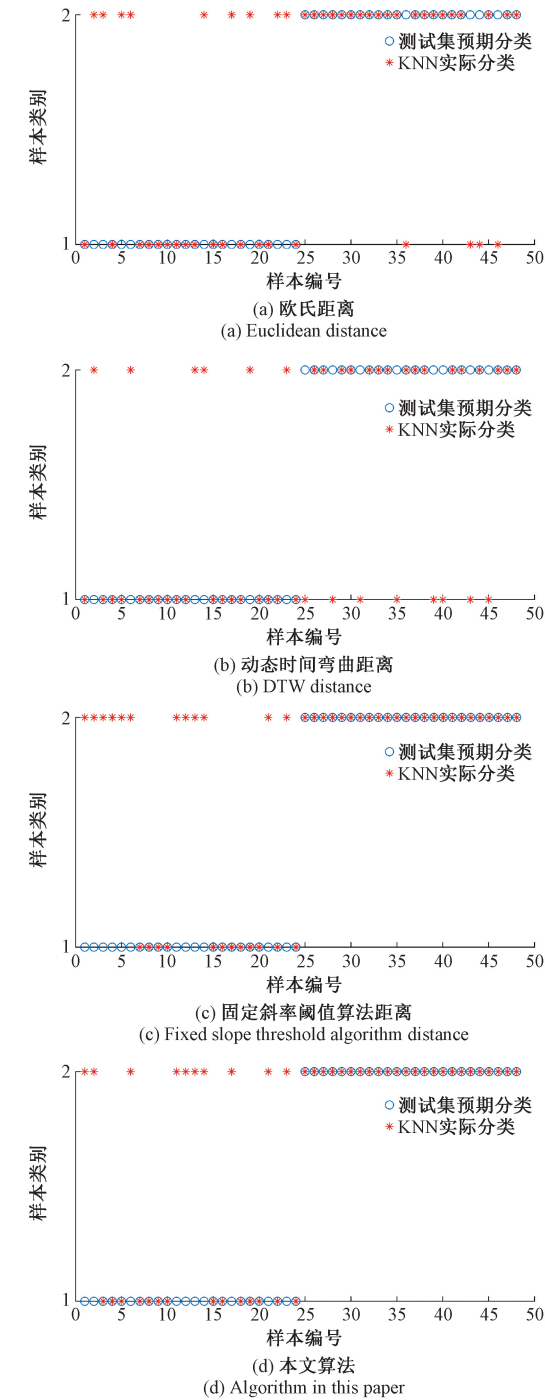


图9 KNN 算法对4种算法计算的距离值的分类结果
Fig.9 Classification results of KNN algorithm for distance values calculated by four algorithms

率为2~2.8 mm,因此扫描时可将探头置于每个单位扫描面积的中心位置处(2.5 mm,2.5 mm)。Z轴方向上的距离为待测区域内上方2 mm。每个区域内扫频范围和扫描点数由上位机指定。本实验扫频范围为1~500 MHz,频率分辨率为300 kHz,扫描点数为1 664。按照1.2节

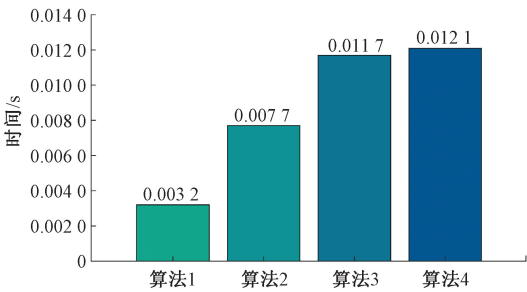


图10 4种算法的时间复杂度
Fig.10 Time complexity of four algorithms

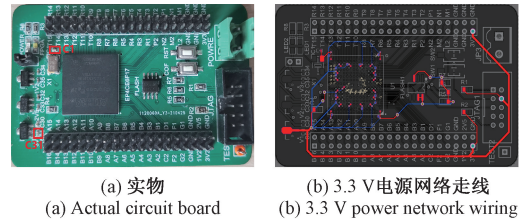


图11 时钟电路板
Fig.11 Clock circuit board

流程操作,每次扫描获得150个区域内的1 664个频率点数据。以每个区域获得的1 664个幅值数据作为一条时间序列进行处理。为便于与计算出的故障区域进行区分,将电容C1和C31所在区域称为测试区域。

4.2 故障区域检测

本文以电场数据为例按照图12流程处理。扫描正常状态和植入故障状态的电路板得到电磁辐射数据,分区域计算整个电路板两种状态下的时间序列相似度,即两种状态下相同区域内两条时间序列的距离值。根据距离值按电路板划分区域绘制二维色度图,如图13所示。

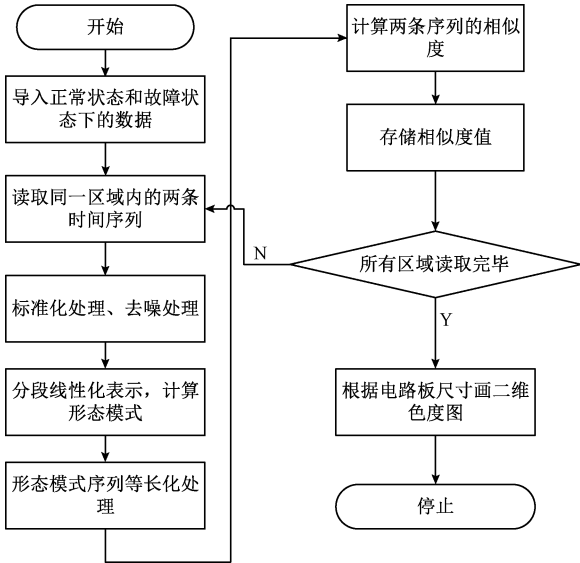


图12 故障区域检测算法流程
Fig.12 Flow chart of fault area detection algorithm

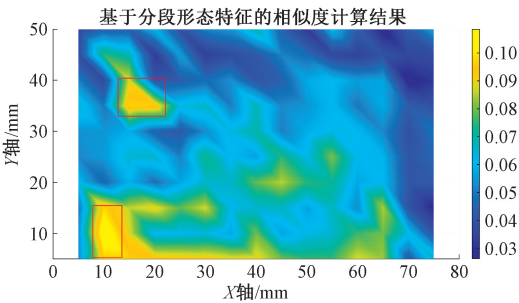


图 13 电路板各区域时间序列相似度

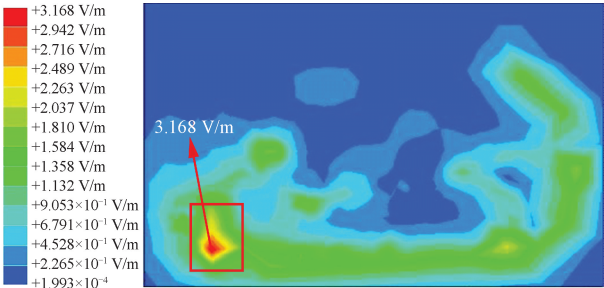
Fig. 13 Time series similarity of each area of the circuit board

在图 13 中,颜色越鲜艳的区域距离值越大,时间序列越不相似,反之距离值越小,时间序列越相似。距离值越大的区域,成为故障区域的可能性越大。为了验证计算结果,在仿真软件中进行正常状态和故障状态下的电路板的电磁场近场仿真。首先将 PCB 版图导入仿真软件中,元器件参数由软件自动识别。选择 C1、C31 所关联的信号网络作为仿真网络。设置扫频范围 1 ~ 500 MHz,扫频点数 300 点,软件将自动计算各个频点下的电磁场近场仿真结果。测试区域在各个频率点下的电场辐射有所不同,但都能区分出两种状态下的电场辐射差异,如图 14 所示。

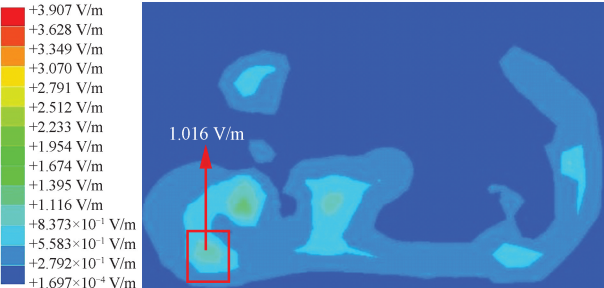
图 14(a)、(b)仿真结果表明,在正常状态下,由于电容 C31 位于稳压芯片的 3.3 V 电压输出引脚附近,因而在近场空间内具有较强电场辐射,3.3 V 网络走线区域也有明显的电场辐射。C31 漏焊后,3.3 V 网络的电场辐射产生了明显变化。图 14(c)、(d)也说明电容 C1 虚焊前后该区域的电场辐射发生了变化。图 13 中,C1、C31 电容所在位置矩形区域内的距离值最大,颜色最鲜艳,3.3 V 网络走线区域内的距离值也高于其他区域。这说明前后两种状态下,这些区域内的时间序列相似度较低,即电场辐射差异明显。需要说明的是,虽然只列举了两个频点下的电场仿真结果,但由于其他频点下也能区分出测试区域在两种状态下的电场辐射,所以若对所有频点下的数据进行累加来考虑综合效果,测试区域的区分度也是最明显的。值得注意的是,仿真软件是已知故障点进行设置后输出的结果,而本文方法是未知故障点所在,通过近场扫描实测后算法处理定位出的故障区域,从而具有更强的实际应用意义。

5 结 论

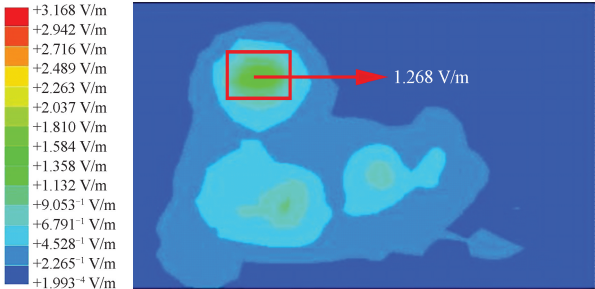
故障区域检测是实现基于电磁近场扫描的电路板故障诊断的关键技术之一,本文旨在提出一种基于改进的时间序列相似性度量算法来完成复杂电路板的故障诊



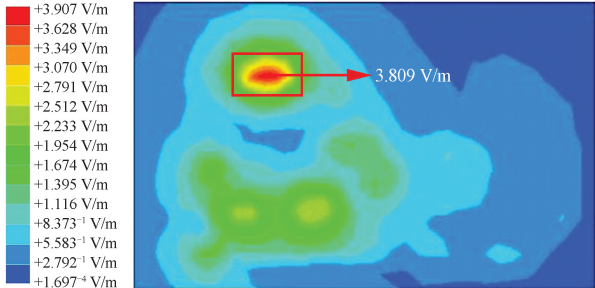
(a) 正常状态下电路板近场电场仿真结果 (59.6 MHz)
(a) Near field electric field simulation results of circuit board under normal conditions (59.6 MHz)



(b) 故障状态下电路板近场电场仿真结果 (59.6 MHz)
(b) Near field electric field simulation results of circuit board under fault conditions(59.6 MHz)



(c) 正常状态下电路板近场电场仿真结果 (5 MHz)
(c) Near field electric field simulation results of circuit board under normal conditions (5 MHz)



(d) 故障状态下电路板近场电场仿真结果 (5 MHz)
(d) Near field electric field simulation results of circuit board under fault conditions(5 MHz)

图 14 电路板两种状态下的近场仿真结果

Fig. 14 Near field simulation results of circuit board in two states

断。通过对已有时间序列度量算法中分段线性表示方法、子序列斜率的形态模式描述方法的改进,赋予了本文相似性度量算法自适应选择合适的斜率阈值划分序列的分段形态模式的能力,极大地削弱了人为设置阈值对形态模式计算结果的影响。同时,该算法对斜率突变的子序列进行标记的能力,也增加了两条时间序列形态模式的差异性,这有利于提高结合形态模式序列和分段值域信息计算两条时间序列之间距离值的区分度,从而提高故障区域检测的可靠性和准确性。KNN 算法对使用不同相似性度量算法计算出的距离值进行分类的结果进一步表明了本文提出的相似性度量算法具有更好的时间序列区分能力。另外,基于近场扫描和改进的相似性度量算法的故障区域检测方法在实际应用中的计算结果与理论仿真结果的相似吻合有力地证明了其在复杂电路板故障诊断领域中的可行性和实用性。

参考文献

- [1] CHANDRASEKHARAN A, EGGERSGLÜS S, GROSE D, et al. Approximation-aware testing for approximate circuits[C]. 2018 23rd Asia and South Pacific design automation conference (ASP-DAC). IEEE, 2018: 239-244.
- [2] ALAOUI N E B, TOUNSI P, BOYER A, et al. New testing approach using near electromagnetic field probing intending to upgrade in-circuit testing of high density PCBAs [C]. 2018 IEEE 27th North Atlantic Test Workshop (NATW). IEEE, 2018: 1-8.
- [3] 张朝龙, 何怡刚, 杜博伦. 基于 DBN 特征提取的模拟电路早期故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(10): 112-119.
ZHANG CH L, HE Y G, DU B L. Analog circuit incipient fault diagnosis method based on DBN feature extraction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(10): 112-119.
- [4] 王力, 刘学朋, 张亦弛. 基于 BCL-ASA-BP 神经网络的模拟电路板芯片故障诊断[J]. 电子测量技术, 2022, 45(14): 164-171.
WANG L, LIU X P, ZHANG Y CH. Fault diagnosis of analog circuit board chip based on BCL-ASA-BP neural network [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(14): 164-171.
- [5] 袁莉芬, 宁暑光, 何怡刚, 等. 基于改进 SAE-SOFTMAX 的模拟电路故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 36-45.
YUAN L F, NING SH G, HE Y G, et al. Fault diagnosis method for analog circuit based on improved SAE-SOFTMAX [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 36-45.
- [6] 谈恩民, 李峰. 结合 LMD 云模型和 ABC-LSSVM 的模拟电路故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(2): 80-87.
TAN EN M, LI F. Analog circuit fault diagnosis combined with LMD cloud model and ABC-LSSVM [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(2): 80-87.
- [7] 姜逸凡. 基于 SNN 的时间序列相似性度量与故障诊断应用研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2019.
JIANG Y F. Research on time series similarity measure and fault detection based on siamese neural network [D]. Changsha: Changsha University of Science and Technology, 2019.
- [8] 范海龙. RSS 时间序列相似性度量及应用研究[D]; 合肥: 合肥工业大学, 2017.
FAN H L. A similarity measure and application research for RSS time series [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2017.
- [9] 王朝阳, 李丽敏, 温宗周, 等. 基于时间序列和 CNN-LSTM 的滑坡位移动态预测[J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(3): 1-8.
WANG CH Y, LI L M, WEN Z ZH, et al. Dynamic prediction of landslide displacement based on time series and CNN-LSTM [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(3): 1-8.
- [10] STÜBINGER J, WALTER D. Using multi-dimensional dynamic time warping to identify time-varying lead-lag relationships [J]. Sensors, 2022, 22(18): 6884.
- [11] 王瑞, 贾瑞玉. 基于形态模式的时间序列相似性度量算法[J]. 计算机应用与软件, 2017, 34(9): 253-256, 305.
WANG R, JIA R Y. Similarity measure algorithm of time series based on morphological pattern [J]. Computer Applications and Software, 2017, 34(9): 253-256, 305.
- [12] 王玲, 孟建瑶, 徐培培, 等. 基于多维时间序列形态特征的相似性动态聚类算法[J]. 工程科学学报, 2017, 39(7): 1114-1122.
WANG L, MENG J Y, XU P P, et al. Similarity dynamical clustering algorithm based on multidimensional shape features for time series [J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(7): 1114-1122.
- [13] ARSLAN A N. Fast algorithms for local similarity queries in two sequences [J]. International Journal of Foundations of Computer Science, 2015, 26(5): 625-642.
- [14] 魏国强, 周从华, 张婷. 基于多维分段和动态权重 DTW 的多元时间序列相似性度量方法[J]. 计算机与数字工程, 2021, 49(11): 2299-2304, 2406.

- WEI G Q, ZHOU C H, ZHANG T. Similarity measurement method of multivariate time series based on multidimensional segmentation and dynamic weighted DTW [J]. Computer and Digital Engineering, 2021, 49(11): 2299-2304, 2406.
- [15] 韩昱辉. 基于时间序列相似度与集成分类分析的液压系统异常检测 [D]. 重庆:重庆大学, 2020.
- HAN Y H. Hydraulic system abnormality detection based on time series similarity and integrated classification analysis [D]. Chongqing: Chongqing University, 2020.
- [16] ZHANG L, ZHANG L, WANG B, et al. Hybrid prediction method for the electromagnetic interference characteristics of printed circuit boards based on the equivalent dipole model and the finite-difference time domain method [J]. IEEE Access, 2017, 6: 6520-6529.
- [17] 李瑶. 拓展低频带宽的电磁干扰近场扫描测量系统设计 [D]. 西安:西安电子科技大学, 2019.
- LI Y. Expanding the low-frequency bandwidth for near-field EMI scanning system [D]. Xi'an: Xidian University, 2019.
- [18] 殷礼胜, 吴洋洋. 基于改进 VMD-GAT-GRU 的交通流量组合预测模型 [J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(7): 62-72.
- YIN L SH, WU Y Y. Traffic flow combination prediction model based on improved VMD-GAT-GRU [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(7): 62-72.
- [19] 曹春杰, 孙敬张, 张智强, 等. 基于相似度的伪随机序列中超长稀疏特征分析 [J]. 通信学报, 2016, 37(Z1): 25-29.
- CAO CH J, SUN J ZH, ZHANG ZH Q, et al. Analysis

of super-long and sparse feature in pseudo-random sequence based on similarity [J]. Journal on Communications, 2016, 37(Z1): 25-29.

- [20] ŁUCZAK M. Hierarchical clustering of time series data with parametric derivative dynamic time warping [J]. Expert Systems with Applications, 2016, 62: 116-130.

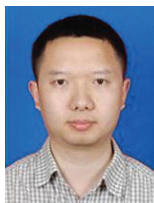
作者简介



梁志义, 2020 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为电路板故障诊断。

E-mail: liangzhiyi315@163.com

Liang Zhiyi received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2020. Now he is a M. Sc. candidate at Chongqing University. His main research interest includes circuit board fault diagnosis.



郑伟(通信作者), 1998 年于北京航空航天大学获得学士学位, 2004 年于中国运载火箭技术研究院获得硕士学位, 2008 年获得北京航空航天大学博士学位, 现为重庆大学教授, 主要研究方向为智能仪器与自动测试系统、嵌入式系统软硬件平台、工程结构安全监测。

构安全监测。

E-mail: zw3475@cqu.edu.cn

Zheng Wei (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 1998, M. Sc. degree from China Academy of Launch Vehicle Technology in 2004, and Ph. D. degree from Beijing University of Aeronautics and Astronautics in 2008. Now he is a professor of Chongqing University. His main research interests include intelligent instruments and automatic test systems, embedded system software and hardware platforms, and engineering structure safety monitoring.