

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2016.04.021

传感器网络同步态的节点故障诊断算法

张颖¹, 屈剑锋², 任浩²

(1.重庆交通大学信息科学与工程学院,重庆 400074;2.重庆大学自动化学院,重庆 400044)

摘要:首先介绍了复杂网络同步态的概念,以传感器量测数据为节点,定义了随时间动态变化的传感器网络,采用数学分析方法定量描述了传感器网络的动力学机制,给出了传感器网络同步态的数学定义、计算方法及其实际的物理含义。理论推导表明,同步态从全局角度评价传感器网络的健康程度,以量测数据距离关联性定义复杂网络的耦合矩阵 $A=(a_{ij})_{N \times N}$,并以该耦合矩阵零特征值对应的左特征向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ 来刻画传感器网络节点的局部细节信息,进而衍生出基于传感器网络同步态的节点故障诊断算法,实现传感器网络的故障诊断。实验仿真了由 100 个传感器组成的复杂网络,采集了在稳定运动 60 s 期间的量测数据,每个量测数据长度为 5 000,其中有 3 个传感器处于间歇增益故障状态,以此来验证基于传感器网络同步态的节点故障诊断算法的有效性。结果表明,该算法不仅可以很好地跟踪整个传感器网络的工作状态,实时监测每个传感器网络节点的故障,而且可以利用传感器网络节点故障之间的相关性有效地识别出传感器量测数据的异常是由外界量测对象的改变还是由传感器本身故障引起的。该算法为全局评估传感器网络的工作状态和监测网络节点的局部故障提供了一个新颖可行的研究思路,期望为相关领域的研究学者提供有益的参考。

关键词:复杂网络;传感器网络;故障诊断

中图分类号:TP273

文献标志码:A

文章编号:1000-582X(2016)04-162-09

Nodes fault diagnosis algorithm based on sensor network synchronous state

ZHANG Ying¹, QU Jianfeng², REN Hao²

(1. School of Information Science and Engineering, Chongqing Jiaotong University, Chongqing 400074 P.R.China;

2. School of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044 P.R.China)

Abstract: First, the concept of complex network synchronous state was introduced in this paper. Then a sensor network varying with time was defined by taking the data measured by sensors as nodes, and the dynamic mechanics of the sensor network was quantitatively described with mathematical analysis method. Finally, the mathematical definition, the calculation method and the physical meaning of the sensor network synchronous state were given. The above theoretical derivation show synchronous state can

收稿日期:2016-07-24

基金项目:重庆市基础科学与前沿技术项目(cstc2016jcyjA0504)。

Supported by Chongqing Research Program of Foundation Science and Advanced Technology Research (cstc2016jcyjA0504).

作者简介:张颖(1977-),女,主要从事智能物联网检测与控制技术研究,(Tel)023-62652123;
(E-mail)35528841@qq.com。

globally assess the health of the sensor network. The couple matrix $\mathbf{A}=(a_{ij})_{N \times N}$ of complex network was defined by the distance relevance of the measured data. And the left eigenvector $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ corresponding to the zero feature of the matrix was used to character the local details of sensor network nodes. Then, a node fault diagnosis algorithm was derived based on sensor network synchronous state. A complex network which consists of 100 sensors was experimentally simulated. We collected the measured data in 60 s during the stable operation with each length of 5 000, and there were 3 sensors in intermittent gain fault state to verify the effectiveness of the proposed method. The simulation results show that the proposed method can not only track the work state of the whole sensor work and monitor the faults of each node in real-time, but also distinguish the abnormal data caused by the change of external objects or by sensor faults through combining the relevance between the node faults. The proposed algorithm can provide a feasible research idea of assessing the global state of the sensor network and monitoring the partial fault of network nodes, and it's hoped the algorithm can provide references to researchers in related fields.

Keywords: complex network; sensor network; fault diagnosis

无线传感器网络(wireless sensor networks, WSNs)以其无线测量与通信、低成本、低功耗等优势愈来愈受到人们的广泛关注^[1],且被大量应用于环境监测、目标追踪、智能农业等领域,实时监测和收集网络分布区中各种环境和对象的信息,可以使得用户在任意时间、地点和环境获取实时可靠的物理感知数据,因此在参数测量领域得到了极大的重视^[2]。

一般无线传感器网络节点众多,传感器节点体积小、造价低,甚至是使用后随即抛弃,致使传感器网络的多数节点在计算能力、存储能力等方面均显不足,且一般传感器节点采用电池供电,导致网络节点能量非常受限,能源供给系统非常脆弱,极易发生故障,因节点能量耗尽而出现节点失效的状况时有发生^[3]。再加上,无线传感器网络是一种高度协作的信息感知网络,任何节点失效,均有可能招致局部数据传输和处理的终端,严重时可能造成大范围网络的性能下降甚至崩溃失效。

在无线传感器网络中,故障节点的位置信息对传感器网络的监测活动非常重要,定位故障节点已成为近年来的研究热点。而无线传感器网络节点故障主要是指传感器节点由于受到环境、自身能量燃耗等因素导致的传感器量测信号偏差、缺失等等故障,无法真实反映被量测环境的真实情况。而这些故障,因其部署环境恶劣,很难逐一进行人工排查,使其可维修性大打折扣^[4]。

近年来,国内外专家学者利用复杂网络的一些特性实现了对传感器网络的优化设计、故障诊断、容错拓扑以及级联失效等问题进行了深入研究,得到了许多令人欣慰的研究成果^[5-7]。比较具有代表性的就是子网络故障模型,利用复杂网络理论中平均路径长度、聚类系数以及介数等概念对模型的关键连接边和关键节点进行量化描述,并给出关键节点与边的判定定理^[6-8],利用子图聚类 and 社团划分等方法探测无线传感器网络的小世界与无标度等复杂网络特性,以此实现传感器网络的故障诊断与定位。前人研究主要集中在传感器网络的全局故障诊断,并未很好涉及单个节点的故障问题,而需要进行故障节点定位,则需要开发出一种新的全局评估无线传感器网络的工作状态,同时又能实时监测局部节点的故障状态。

研究以传感器量测数据为节点,定义了随时间动态变化的传感器网络,采用数学分析方法定量描述了传感器网络的动力学机制,再结合复杂网络的同步态概念,给出了传感器网络同步态的数学定义、计算方法及其实际的物理含义,进而提出了基于传感器网络同步态的节点故障诊断算法,实现了传感器网络的故障诊断,并设计了相关实验以证明该方法的有效性。结果表明,该算法不仅很好地跟踪整个传感器网络的工作状态,实时监测每个传感器网络节点的故障,而且利用传感器网络节点故障的相关性,有效地识别出传感器量测数据异常是由外界量测对象的改变还是由传感器本身故障引起的,期望为该领域的故障诊断提供一个有益的参考。

1 算法原理

传感器网络是一种典型的复杂网络,其性质特征首先在复杂网络的范围内进行讨论。而复杂网络的同步行为主要是因其自身高度耗散耦合的特性,致使网络少量节点或边发生故障,便会触发网络中信息流或能量流的重新分配,进而引发网络拓扑结构发生改变,从而使网络系统处在非平衡状态,激发网络同步行为,导致更大规模的节点超负荷或者失效等级联故障^[9-11]。

客观定量评估复杂网络中同步行为便是同步态,同步态受到网络拓扑结构和节点动力学的约束,是网络控制的最终状态。简单地说,它是描述网络中某节点因发生某种故障,而激发其他节点根据约定的策略,重新分配能量或信息等负载在其他节点或边形成正反馈,导致整个系统在极端事件内产生一种同步行为。研究复杂网络的同步态对于优化网络拓扑结构和探索网络的实际应用等方面具有重要的意义^[12]。

复杂网络同步的最早客观定量描述是网络各节点之间趋于一致,后来提出以耦合矩阵做特征向量进行加权平均来计算同步态,即在网络同步时,加权平均态与各节点之间的差是否趋于一致,以此将加权平均态作为同步态进行描述^[13]。以下将会重点介绍所提出的基于传感器网络同步态的算法原理。

考虑一般传感器网络均满足的耗散耦合非线性动力网络

$$\dot{x}_i(t) = f(x_i(t)) + \sigma \sum_{j=1}^N a_{ij} H(x_j(t)), i = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

式中: $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T \in \mathbf{R}^n$ 为网络方程(1)的解, $f \in C[\mathbf{R}^n, \mathbf{R}^n]$, $H \in C[\mathbf{R}^n, \mathbf{R}^n]$ 为连续可微的内连函数, $\sigma > 0$ 为耦合强度, $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$ 为网络的耦合矩阵, 满足耗散条件 $a_{ii} = -\sum_{j \neq i} a_{ij}$, 可以为不对称矩阵(有向网络)^[12]。

若复杂网络的耦合矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$ 满足

$$\begin{cases} a_{ij} > 0, i \neq j, \\ a_{ii} = -\sum_{j=1, j \neq i}^N a_{ij}, i = 1, 2, \dots, N, \end{cases} \quad (2)$$

且 $\text{rank}(\mathbf{A}) = N - 1$, 则矩阵 \mathbf{A} 零特征值对应的左特征向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)^T$ 非负, 即 $\xi_i \geq 0, 1 \leq i \leq N$ 。在此基础上可以进一步设 $\sum_{j=1}^N \xi_j = 1$, 将 x_i 以矩阵 \mathbf{A} 的左特征向量的分量加权平均, 记为

$$\bar{x}(t) = \sum_{j=1}^N \xi_j x_j(t), \quad (3)$$

式中: $x_i(t)$ 是耦合系统(1)的解^[14]。

网络同步的充分必要条件是当 $t \rightarrow \infty$ 时, 每一个节点趋于同步态 $\bar{x}(t)$, 且不依赖初始条件。即同步是在任意给定的初始条件下, 所有节点在 $t \rightarrow \infty$ 趋于一致。不同初始条件得到的最终同步态可能是不同的, 同步态是一种不涉及初始条件的“曲线簇”, 可作为复杂网络同步行为的宏观描述。若网络(1)同步, 则它的同步态是指满足方程(1)解的正极限集, 也就是网络(1)的解的终态集合。

设复杂网络(1)的同步流形为 $\mathbf{R}^{n \times N}$ 中的线性子空间 $M = \{x = (x_1, \dots, x_N) : x_i = x_j \in \mathbf{R}^n, \forall i, j = 1, \dots, N\}$, 如果当 $t \rightarrow \infty$ 时, 网络(1)的解 $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{in})$ 收敛于 M , 则称网络(1)同步, 即对于网络(1)所有的节点, 在任意初始条件下

$$\|x_i(t) - x_j(t)\| \rightarrow 0, t \rightarrow \infty, i, j = 1, 2, \dots, N, \quad (4)$$

式(4)均成立, 则网络(1)是同步的。

为说明矩阵 \mathbf{A} 的左特征向量加权平均态即为网络的同步态, 给出 3 个网络同步态的相关定理, 相关理论知识证明可参考文献[14]。

定理 1 若网络(1)在式(4)意义下同步, 即 $\|x_i(t) - x_j(t)\| \rightarrow 0, t \rightarrow \infty, i, j = 1, 2, \dots, N$, 其充分必要条件为

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (x_i(t) - \bar{x}(t)) = 0, \forall i, j = 1, 2, \dots, N. \quad (5)$$

定理2 假设 $f(\cdot)$ 是线性齐次,若网络同步,则同步态 $\bar{x}(t)$ 是孤立系统的解,即满足

$$\dot{\bar{x}}(t) = f(\bar{x}(t)). \quad (6)$$

定理3 假设 $f(\cdot)$ 满足 Lipschitz 条件,即存在常数 $L > 0$,使得 $\|f(x) - f(y)\| \leq L \|x - y\|$,对任意的 $x, y \in \mathbf{R}^n$ 均成立。如果网络同步,则同步态 $\bar{x}(t)$ 满足

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \|\dot{\bar{x}}(t) - f(\bar{x}(t))\| = 0. \quad (7)$$

定理1 证明了对于 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|x_i(t) - \bar{x}(t)\| = 0$ 是网络同步的充分必要条件,可以定义节点的加权平均态 $\bar{x}(t)$ 为网络(1)的同步态。定理2 证明了如果 f 是线性齐次的,则 $\bar{x}(t)$ 是孤立节点的解。定理3 证明了如果 f 是非线性情况,只要满足 Lipschitz 条件,那么若网络同步,则 $\bar{x}(t)$ 是孤立节点方程的解的逼近。也就是满足耦合系统(1)的解经加权求和得到的 $\bar{x}(t)$,在正极限集的意义下为孤立节点的同步状态。这3个定理反映出,如果耦合系统同步,则 $\bar{x}(t)$ 可以定义为同步态,而同步态 $\bar{x}(t)$ 在正极限集的意义下,即孤立节点方程 $\dot{s}(t) = f(s(t))$ 的解。

采用复杂网络的同步态来实时监测传感器网络拓扑结构和节点的动力学特征,主要关键点集中在传感器网络同步态不依赖于初始条件,即传感器网络的节点在任意时刻任意状态下均会具有相应的网络同步状态解。这意味着满足该关键点时,定义传感器网络时,由节点之间关联定义的耦合矩阵需要满足式(2)的约束条件。以下描述了传感器网络的构造过程,传感器网络同步态的数学定义、计算方法及其实际的物理含义。

假设在任意时刻 t ,传感器网络 N 个节点的测量值 y ,定义满足方程(2)的网络耦合矩阵 \mathbf{A} ,计算方法为

$$\begin{cases} a_{ij} = \frac{1}{1 + (y_i - y_j)^2} > 0, i \neq j \\ a_{ii} = - \sum_{j=1, j \neq i}^N a_{ij}, i = 1, 2, \dots, N \end{cases}. \quad (8)$$

可以证明该传感器网络的耦合矩阵的秩 $\text{rank}(\mathbf{A}) = N - 1$,线性耗散耦合非线性动力网络(1)的同步流形为 $\mathbf{R}^{n \times N}$ 中的线性子空间 $M = \{x = (x_1, \dots, x_N); x_i = x_j \in \mathbf{R}^n, \forall i, j = 1, \dots, N\}$,当 $t \rightarrow \infty$ 时,方程(1)的解 $x = (x_1, x_2, \dots, x_N)$ 收敛于 M ,则称网络(1)完全同步,即对于传感器网络(1)的所有节点,在任意初始条件下,均满足

$$\|x_i(t) - x_j(t)\| \rightarrow 0, t \rightarrow \infty, i, j = 1, 2, \dots, N. \quad (9)$$

若传感器网络(1)在式(4)意义下同步,即 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|x_i(t) - x_j(t)\| = 0, \forall i, j = 1, 2, \dots, N$,其充分必要条件为 $\lim_{t \rightarrow \infty} \|x_i(t) - \bar{x}(t)\| = 0$, (相关证明参见文献[14])。由此,传感器网络节点的加权平均态 $\bar{x}(t)$ 为传感器网络的同步态,即当网络同步时,各个节点收敛于 $\bar{x}(t)$,数学描述为 $\forall i = 1, 2, \dots, N, \lim_{t \rightarrow \infty} \|x_i(t) - \bar{x}(t)\| = 0$ 。

由此可得,传感器网络的同步态可以作为宏观角度上评价传感器网络的工作状态,而耦合矩阵 \mathbf{A} 零特征值对应的左特征向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ 则反映了传感器网络的局部细节信息。因此,可以通过计算传感器网络的同步态综合评价传感器网络的健康状态,利用左特征向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ 可有效识别出传感器量测数据的异常是由外界量测对象的改变还是由传感器本身故障引起的。

至此,基于传感器网络同步态的故障诊断算法主要分为5个步骤:步骤一,依据量测结果实时构造动态传感器网络,计算耦合矩阵 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{N \times N}$;步骤二,计算矩阵 \mathbf{A} 零特征值,得到其所对应的左特征向量 $\xi = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)^T$;步骤三,计算各节点的加权平均态 $\bar{x}(t)$,即传感器网络的同步态;步骤四,依据计算得到同步态前后的变化,判断传感器网络的整体工作状态;步骤五,若传感器网络的同步态变化较大,超出可容忍的

阈值,则反溯左特征向量 (ξ_1, \dots, ξ_N) 找到出现故障的节点。该算法的框图可以简要表示为

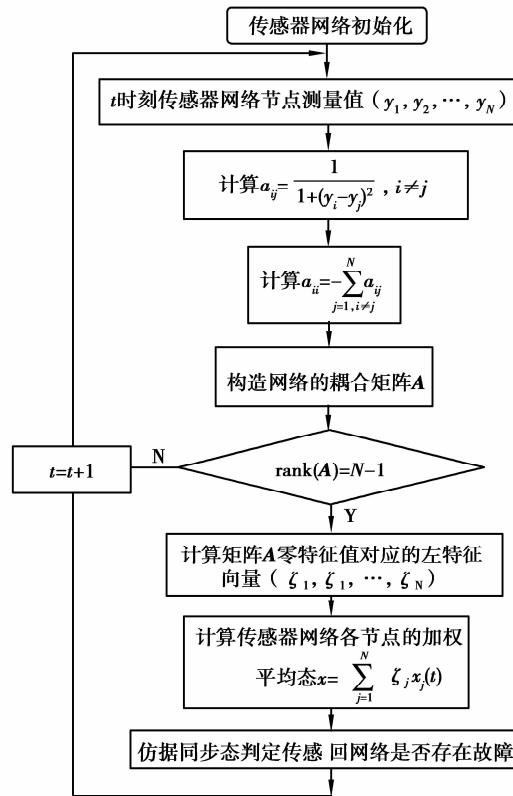


图 1 传感器网络同步态的节点故障诊断算法流程框图

Fig.1 Diagram of the nodes fault diagnosis algorithm based on sensors network synchronous state

该算法中,传感器网络耦合矩阵 A 的实际物理含义为传感器量测数据之间距离矢量关联关系,反映着传感器网络各节点之间测量同一或者相近对象的空间特征。而其零特征值对应的左特征向量则为各节点量测数据异常的直观表示。传感器网络同步态则从整体描述了网络同步行为发生的程度,以及整个网络测量外界对象的一致程度。

2 实验验证

2.1 实验环境

为验证提出方法的有效性,实现传感器网络的自我诊断与故障节点的定位。实验仿真了由 100 个传感器组成的传感器网络,采集了在稳定运行 60 s 期间的测量数据,每个数据长度为 5 000,其中编号为 21, 31, 61 传感器处于间歇增益故障状态。

如图 2(a)所示,编号 21 某时间 t 量测外界环境对象的数据,可知该传感器节点故障是一种间歇性故障,且其测量输出值差异极大,采用传统的超限阈值法即可进行传感器的故障诊断。但传统的传感器故障诊断方法受限于单个传感器的故障诊断,无法利用众多传感器测量数据之间的相关性进行故障诊断。这意味着传统的传感器故障诊断方法无法识别出测量数据的异常是由外界测量对象的改变还是由传感器本身的故障引起的。图 2(b)则展示了仿真实验 t 时刻量测数据,易见存在故障的传感器测量数据是极为失群的 3 个点,若能充分利用传感器网络各节点测量到实时数据之间的相关性,依据相关性来判定传感器节点的故障状态,以及宏观上定量评估传感器网络的健康程度,对于实现无线传感器网络的故障诊断提供一个科学的研究思路,期望为相关领域的研究学者提供有益参考。

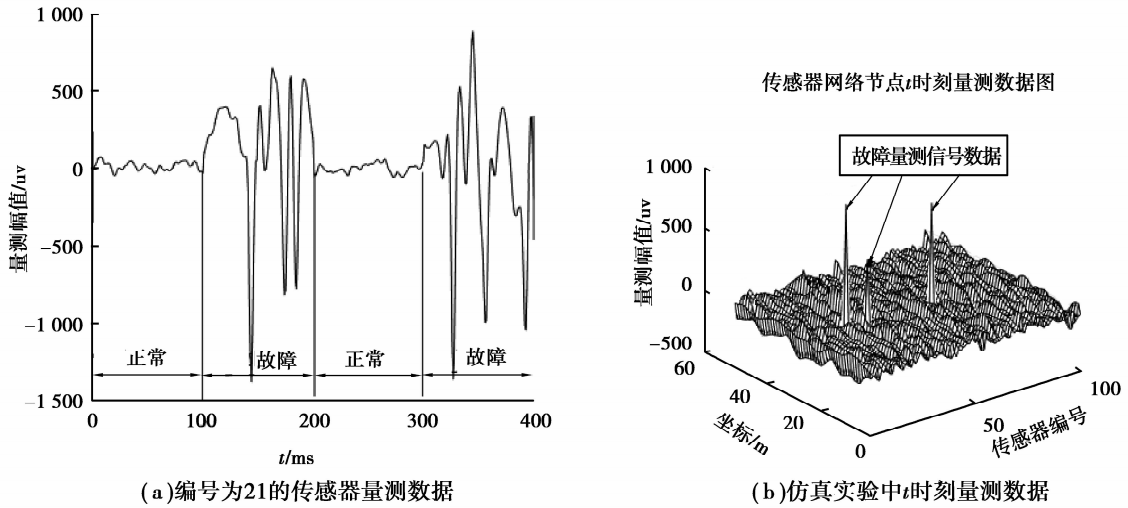


图 2 传感器网络节点间歇故障量测数据

Fig.2 Measured data of intermittent faults onto sensor network

2.2 实验结果

依据图 1 所示的基于传感器网络同步态的节点故障诊断算法流程图,采用 Matlab R2015a 编写算法代码,处理含有 3 个故障节点的传感器网络,得到图 3 所示的实验结果。

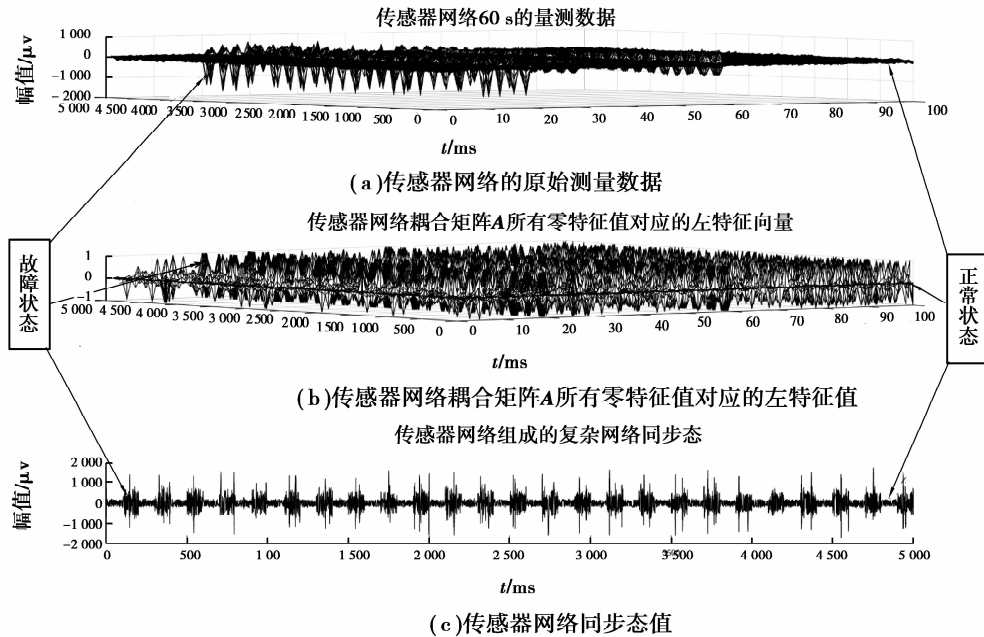


图 3 基于复杂网络同步态的传感器网络节点故障诊断

Fig.3 Nodes fault diagnosis algorithm based on sensors network synchronous state

图 3(a)中展示了传感器网络在 60 s 的全部测量数据,可以清楚地观察到编号 21,31,61 传感器测量数据存在明显的间歇区别,即此 3 个传感器存在间歇测量故障;图 3(b)展示了计算得到的传感器耦合矩阵 A 所有零特征值对应的左特征向量,当传感器正常工作时,其左特征向量与其他传感器的相差极小,而当传感器存在测量故障时,其值会几乎无滞后地跟踪故障,图中可清晰地观察到传感器耦合矩阵 A 所有零特征值对应的左特征向量与传感器测量到间歇增益故障在时域上同步,这意味着该向量可以完全在时频域上反映各传感器网络节点的工作状态;图 3(c)为传感器网络同步态的曲线,是在全局上评估该传感器网络的工作状态,

可以从直观上得到传感器网络的工作状态呈现一种间歇、极具周期性的工作特点。

从图 3 中还反映出一种重要的结论,即网络同步的充分必要条件是当 $t \rightarrow \infty$ 时,每一个节点趋于同步态 $\bar{x}(t) = \sum_{j=1}^N \xi_j x_j(t)$,且不依赖初始条件。即同步是在任意给定的初始条件,所有节点在 $t \rightarrow \infty$ 趋于一致,不同的初始条件得到最终同步态可能是不同的,而同步态则是一种不涉及初始条件的“曲线簇”,可作为复杂网络同步行为的宏观描述,如图中故障状态和正常状态传感器网络的同步态值完全不同。

实验结果表明,基于传感器网络同步态的节点故障诊断算法可以很好地跟踪传感器网络工作的健康状态,即当传感器网络在任意工作状态时,网络的同步态均会迅速跟踪传感器网络的工作状态,可以作为判别传感器网络健康程度的综合评估指标。

以测量数据距离关联性定义传感器网络的耦合矩阵 $A = (a_{ij})_{N \times N}$,并以该耦合矩阵零特征值对应的左特征向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_N)$ 来反映传感器网络的局部细节信息,可有效识别出传感器测量数据的异常是由外界测量对象的改变还是由传感器本身故障引起的。

2.3 对比实验

该算法实际上是利用复杂网络的非线性耗散耦合特性实现传感器网络故障诊断。即当反映传感器运行状态的数据样本分成不同的类别,衡量评估数据样本之间的综合同步性来实现对不同系统运行状态进行划分,进而实现故障诊断的目的。如此,将故障诊断问题转化为模式识别聚类问题。针对此种方法的故障诊断问题,可把数据样本作为节点,数据之间的联系作为关系,建立数据样本网络模型。如此便可将样本间的关联关系等描述纳入认知的范畴,使得相应算法可以考虑更复杂的问题,且模型表达直观、简单、具有普遍适用性。

为说明本算法的优势,采用一组脑电信号数据,该信号数据具有非线性、非平稳性的特点,传统的算法很难对该数据进行故障诊断。该数据由 A, B, C, D, E 5 组子数据集组成,每个数据集有长度为 4 097 的 100 个脑电信号。A, B 信号采集的 5 位健康的志愿者眨眼脑电信号, C, D 则是癫痫患者不发作时的脑电信号, E 是癫痫患者发作时的脑电信号。典型的脑电信号曲线可见图 4 所示。

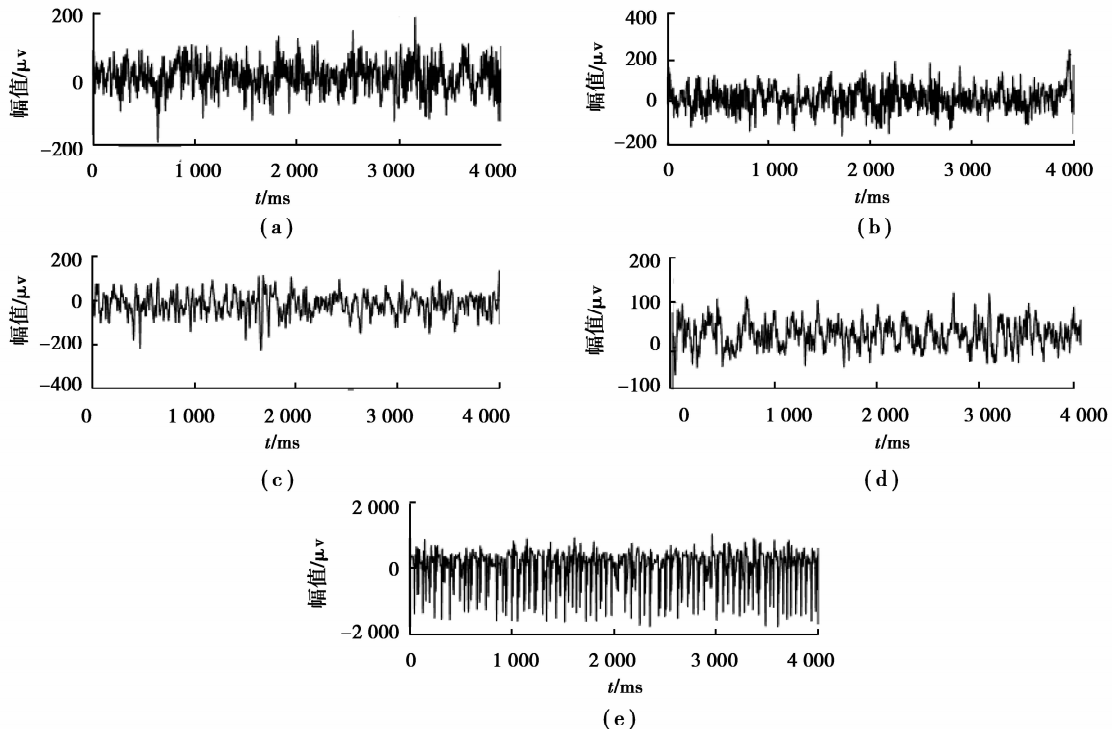


图 4 随机绘制的 A, B, C, D, E 5 个脑电信号曲线

Fig.4 the five EEG curve signed A, B, C, D, E with random drawing

研究对比了文献[15-19]所使用的方法,对癫痫脑电信号进行分类识别,以说明此方法的有效性与其优越性,其结果如表1所示。从表中的对比结果来看,复杂网络同步态能够很好地描述不同数据之间的差异性,相近数据之间的一致性,进而使用简单的分类器即可得到精度较高的分类效果。

表1 本算法与前人算法的对比

Table 1 Contrast of this proposed method with former algorithm

类别	提出者	理论算法	准确度
A-E	Nigam etc.	非线性预处理滤波(ANN)	97.2
	Subasi	离散小波变换,混合专家模型	95
	Guo etc.	离散小波变换,能量谱(MLPNN)	95.2
	Wang etc.	小波变换与信息熵(kNN)	99.45
	Nicolaou etc.	排列熵(SVM)	93.55
	Fu etc.	希尔伯特黄变换时频图(SVM)	99.13
	Srinivasan etc.	时频域特征,回归神经网络	99.6
	This method	网络同步态(BP)	99.21

3 结 语

从基于传感器网络同步态进行节点故障诊断,到以脑电信号集构成复杂网络实现癫痫脑电信号的识别,其共性是均合理地定义了复杂网络的耦合矩阵,依据该矩阵的零特征值对应的左特征向量在结合原始数据来提取各种类别数据之间的一致性,进而实现模式识别分类问题,达到故障诊断的目的。该方法不仅仅可以实现传感器网络的故障诊断,还可以实现其他领域的驱动的数据驱动的故障诊断,其优势在于从全局评估与局部监测2个方面进行了系统的故障诊断,这为数据驱动的故障诊断提供了一种可行的研究思路,期望为相关领域的研究学者提供有益的参考。

参考文献:

- [1] 彭宇,罗清华,王丹,等.基于区间数聚类的无线传感器网络定位方法[J].自动化学报,2012,38(7):1190-1199.
Peng Yu, Luo Qinghua, Wang Dan, et al. WSN localization method using interval data clustering [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(7): 1190-1199. (in Chinese)
- [2] 郝本建,李赞,万鹏武,等.传感器网络基于特征值分解的信号被动定位技术[J].物理学报,2014,63(5):054304.
Hao Benjian, Li Zan, Wan Pengwu, et al. Passive source localization using RROA based on eigenvalue decomposition algorithm in WSNs [J]. Acta Phys. Sin., 2014, 63(5):054304. (in Chinese)
- [3] 宋佳,罗清华,彭喜元.基于节点健康度的无线传感器冗余通路控制方法[J].物理学报,2014,63(12):128-129.
SONG Jia, LUO Qinghua, PENG Xiyuan. Fault prevention technique of controlling redundant routes into sleeping based on health degree [J]. Acta Phys. Sin., 2014, 63(12): 128-129. (in Chinese)
- [4] 刘彬,董明如,刘浩然,等.基于综合故障的无线传感器网络无标度容错拓扑模型研究[J].物理学报,2014,63(17):170506.
LIU Bin, DONG Mingru, LIU Haoran, et al. A scale-free fault tolerant topology model in wireless sensor network for toleration of comprehensive fault [J]. Acta Phys. Sin., 2014, 63(17): 170506. (in Chinese)
- [5] 郑耿忠,刘三阳,齐小刚.基于小世界网络模型的无线传感器网络拓扑研究综述[J].控制与决策,2010,25(12):1761-1768.

- ZHENG Gengzhong, LIU Sanyang, QI Xiaogang. Survey on topology of wireless sensor networks based on small world network model [J]. *Control and Decision*, 2010, 25(12): 1761-1768. (in Chinese)
- [6] 李雅倩, 尹荣荣, 刘彬, 等. 无线传感器网络无标度容错拓扑的级联失效研究[J]. *北京邮电大学学报*, 2014, 37(2): 74-78.
LI Yaqian, YIN Rongrong, LIU Bin, et al. Cascading failure research on scale-free fault tolerant topology in wireless sensor networks [J]. *Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications*, 2014, 37(2): 74-78. (in Chinese)
- [7] 杜海峰, 王娜, 张进华, 等. 基于复杂网络的故障诊断策略[J]. *机械工程学报*, 2010, 46(3): 90-96.
DU Haifeng, WANG Na, ZHANG Jinhua, et al. Fault diagnosis strategy based on complex network analysis [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2010, 46(3): 90-96. (in Chinese)
- [8] 马闯, 刘宏伟, 左德承, 等. 无线传感器网络的层次化故障模型[J]. *清华大学学报(自然科学版)*, 2011, 51(S1): 1418-1423.
MA Chuang, LIU Hongwei, ZUO Decheng, et al. Hierarchical fault models of wireless sensor networks [J]. *Tsing Univ (Sci & Tech)*, 2011, 51(S1): 1418-1423. (in Chinese)
- [9] Mahshid R, Wang Z Y, Nasir G, et al. Stochastic analysis of cascading-failure dynamics in power grids [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2014.07, 29(4): 1767-1779.
- [10] Yan J, Tang Y F, He H B, et al. Cascading failure analysis with dc power flow model and transient stability analysis [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*. 2015.01, 30(1): 285-297.
- [11] Du H F. Analysis of cascading failure in complex power networks under the load local preferential redistribution rule [J]. *Physica A*. 2012, 391: 2771-2777.
- [12] Yang X S, Cao J D, Lu J Q, et al. Stochastic synchronization of complex networks with nonidentical nodes via hybrid adaptive and impulsive control [J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers*, 2012, 59(2): 371-384.
- [13] 陈关荣. 复杂动态网络环境下控制理论遇到的问题与挑战 [J]. *自动化学报*, 2013, 39(4): 312-321.
CHEN Guanrong. Problems and challenges in control theory under complex dynamical network environments [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(4): 312-321. (in Chinese)
- [14] 陈娟, 陆君安, 周进. 复杂动态网络同步态与孤立节点解的关系 [J]. *自动化学报*, 2013, 39(12): 2111-2120.
CHEN Juan, LU Junan, ZHOU Jin. On the relationship between the synchronous state and the solution of an isolated node in a complex network [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2013, 39(12): 2111-2120. (in Chinese)
- [15] Ahmadi A, Fakhraie S M, Lucas C. Behavioral fault model for neural networks [C] // 2009 International Conference on Computer Engineering and Technology. Singapore: IEEE Computer Society, 2009: 72-75.
- [16] Azadmanesh M H, Kieckhafer R M. Exploiting omissive faults in synchronous approximate agreement [J]. *IEEE Transactions on Computers*, 2000, 49(10): 1031-1042.
- [17] 王中杰, 谢璐璐. 信息物理融合系统研究综述 [J]. *华自动化学报*. 2011.10, 37(10): 1157-1166.
WANG Zhongjie, XIE Lulu. Cyber-physical systems: a survey [J]. *Acta Automatica Sinica*. 2011.10, 37(10): 1157-1166. (in Chinese)
- [18] Fu K, Qu J F, Chai Y, et al. Hilbert marginal spectrum analysis for automatic seizure detection in EEG signals [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2015, 18: 179-185.
- [19] Fu K, Qu J F, Chai Y, et al. Classification of seizure based on the time-frequency image of EEG signals using HHT and SVM [J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2014, 13: 15-22.