A Multi-Level Extraction Method for Secure Temporal Data Streams in Wireless Sensor Networks*

HAN Junfang*, REN Ruixian, LI Junhong
(Department of Big Data and Intelligent Engineering, Shanxi Institute of Technology, Yangquan Shanxi 045000, China)

Abstract: Wireless sensor network data flow is often produced with high dimension and complexity, contains data of a large number of sensor nodes and data of a variety of types of sensors, leading to has certain difficulty for data extracted. Therefore, a multi-level extraction method of security time series data flow in wireless sensor networks is proposed. Wavelet decomposition and reconstruction are performed for the original signal flow, the time series data stream is decomposed into several layers, clustering characteristics are retained, the improved competition algorithm is used ot train self-organization process neural networks, the temporal characteristics of the signals are input to the self-organization process neural networks, and rough clustering processing of sequential data stream is performed. The fluctuation Angle and range coefficient of the time series data flow are calculated, and the data flow is divided into abnormal and normal types according to the preset steady fluctuation value, which are stacked to realize multi-level extraction of the time series data flow.The simulation analysis shows that the average silhouette coefficient of the proposed method is above 0.8, and the average DBI index is not less than 0.54, which indicates that the proposed method can effectively and accurately extract the secure time series data stream of wireless sensor network.

Key words: wireless sensor network; multilevel extraction; wavelet decomposition; improved competition algorithm; secure time series data flow
EEACC: 7230 **doi**: 10.3969/j.issn.1004-1699.2025.10.022

无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法*

韩俊芳*, 任瑞仙, 李军红
(山西工程技术学院大数据与智能工程系, 山西 阳泉 045000)

摘 要: 无线传感器网络产生的数据流通常具有高维度和复杂性, 包含大量传感器节点和多种类型的传感器数据, 导致提取数据存在一定困难。因此, 提出无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法。对原始时序数据流进行小波分解和信号重构, 并分解为多个层次, 保留聚类特征, 利用改进竞争算法训练自组织过程神经网络, 将时序信号特征输入到自组织过程神经网络中, 粗聚类处理时序数据流。计算时序数据流波动角和极差系数, 根据预设的平稳波动值划分数据流为异常和正常两类, 将其堆叠, 实现时序数据流多层次提取。仿真分析表明: 所提方法的平均轮廓系数保持在 0.8 以上, 平均 DBI 指数不低于 0.54, 表明该方法可以有效且精准地提取无线传感器网络安全时序数据流。

关键词: 无线传感器网络; 多层次提取; 小波分解; 改进竞争算法; 安全时序数据流
中图分类号: TP391.9 **文献标识码**: A **文章编号**: 1004-1699(2025)10-1892-06

在无线传感器网络中, 时序数据流主要是由各个传感器节点环境参数组成。时序数据流具有比较明显的时序性和连续性, 可以反映环境参数在时间维度上的变化趋势, 这些时序数据流包含了大量的信息[1-2], 对于理解和分析网络运行状态、预测未来趋势等具有重要意义。因此, 对时序数据流进行有效的提取和分析, 有助于提高无线传感器网络的应用效果和安全性。为了准确、全面地了解无线传感器网络的安全状态, 并及时采取措施来应对潜在的威胁, 对安全时序数据流多层次提取成为研究重点。

现阶段, 国内外相关专家给出了一些比较好的研究成果, 例如谭章禄等[3]通过时序数据在各个维度以及管理任务类型层面下选择多幅可视化图形展开眼动实验, 最终通过螺旋图的方式实现时序数据可视化提取。由于选择了多幅可视化图形展示, 会导致信息过载的问题。眼动实验难以有效地处理和消化这些信息, 从而影响实验结果的准确性。赵韦鑫等[4]通过开发数据流系统完成交互式建立, 通过推荐模型将向

项目来源: 山西省教育科学十三五规划课题项目(GH-19144); 山西省教育科学十四五规划课题项目(GH-220825); 教育部产学合作协同育人项目(220501363101014)
收稿日期: 2023-11-29 **修改日期**: 2023-12-11

导推荐作为图搜索问题反馈给异构网络,完成数据流提取处理。用户关于向导推荐结果的评分反馈可以提供宝贵的信息,用于更新节点关系,但这些评分存在主观偏差,影响数据流的提取结果。杨仕仙等[5]改进传统抽稀算法,通过时间尺度展开数据分割和存储处理,最终完成数据提取表述和分析。由于抽稀算法会引入一定的精度损失,特别是在频繁变化的数据中,会导致失真,使分析结果存在错误。Roy 等[6]提出了一种基于移动数据采集器的无线传感器网络中的节能数据采集协议,通过优化数据收集点的选择和设计轨迹,有效缓解能量空洞问题,并提高服务质量,以此实现无线传感器网络中的节能数据的采集。该方法涉及到变维粒子群优化和蚁群优化等优化算法的应用,复杂度较高,需要较长的计算时间和大量的计算资源,影响提取结果。

在以上几种可视化方法的基础上,提出一种无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法。仿真分析表明,该方法在提取无线传感器网络安全时序数据流方面表现出了显著效果。它能够快速、准确地识别异常数据流,并保留正常数据流,从而帮助检测和防御网络中可能存在的安全威胁。

1　安全时序传感数据流多层次提取方法

1.1　无线传感器网络安全时序数据流多层次粗聚类

在无线传感器网络中,安全时序数据流的聚类分析对于检测异常行为、预防网络攻击具有重要意义。由于网络中的大量数据和复杂的关联性,单一聚类方法往往只能提供有限的信息和洞察力。为了充分挖掘数据的潜在特征并获得更深入的分析结果,采用一种多层次粗聚类的方法。通过将数据集进行多次聚类,提取更高级别的信息和特征。自组织过程神经网络是一种常用的多层次粗聚类方法。它由输入层和竞争层组成,其中竞争层由多个过程神经元组成,并且与输入层之间存在时间关联函数。该网络的拓扑结构如图 1 所示。

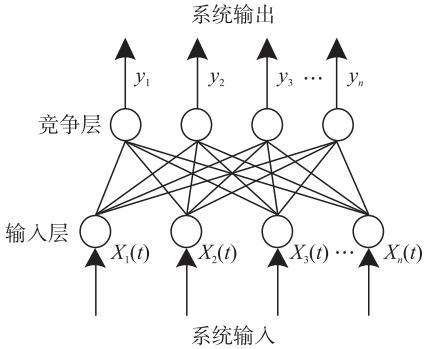

图 1　自组织过程神经网络拓扑结构图

在自组织过程神经网络中,通过多次迭代学习和竞争过程,可以获取不同粒度的聚类结果。每个过程神经元代表一个聚类中心,通过竞争学习算法不断优化权重和连接关系,以适应数据的分布和特征。输入层节点 i 和竞争层节点 j 的连接权函数为 $w_{ij}(t)$,y_j 为竞争神经元的输出,输入函数 $X(t)$ 如式(1)所示:

$$X(t)=w_{ij}(t)\{x_1(t),x_2(t),\Lambda,x_n(t)\} \quad (1)$$

将输入层节点的输出值与竞争层节点之间的连接强度联系起来,并用于计算竞争神经元的输入。这样,通过不断迭代和竞争学习过程,神经网络可以逐步调整连接权重和节点之间的关系,实现对数据的聚类和特征提取。

根据自组织过程神经网络的特点,将输入函数和时变隐权函数两者组合作为标准正交基函数的展开形式,应用加权欧氏距离公式描述输入函数和权函数两者之间的相似度,如式(2)所示:

$$\text{weighteddist}=\sum_{i=1}^{n}\sum_{n=1}^{N}X(t)a(n)(c_{ij}-f_{ij}^{*})^2 \quad (2)$$

式中:weighteddist 为测试数据集随机样本和过程神经元 j 之间的加权欧氏距离;$a(n)$ 为加权系数;c_{ij} 代表正交基展开系数;f_{ij}^{*} 代表权函数正交基展开系数;n 为常数;N 为正交基展开项总数。

输入函数权函数和过程神经元 j 权函数间的相似度 similarity(j) 如下所示:

$$\text{similarity}(j)=\sqrt{1-\text{weighteddist}^2(j)} \quad (3)$$

通过计算输入函数权函数和过程神经元 j 权函数间的相似度,可以确定权函数初始化的详细操作步骤,如下所示:

①利用第一个样本对应的正交基初始化处理其对应过程神经元的权函数系数,将其标记为 B_1。

②通过式(4)对 B_1 和后续样本 B_2 间的加权欧氏距离 weighteddist(B_1,B_2)展开比较,若 weighteddist(B_1,B_2)高于阈值 β_1,则将其对应的样本展开式系数作为过程神经元权函数系数的初始值,并更新 B_1:

$$\text{weighteddist}(B_1,B_2)=\sum_{i=1}^{n}\sum_{n=1}^{N}a(n)(c_{ij}-b_{ij}) \quad (4)$$

式中:b_{ij} 代表样本 B_2 的正交基展开式的系数。

当网络中的全部神经元完成上述操作后即可停止初始化操作。

完成竞争学习算法的改进处理后,通过改进竞争学习算法训练自组织过程神经网络进行初级聚类,并且结合小波变换算法[7-8]对无线传感器网络安全时序数据流展开粗聚类处理,详细的步骤如下

所示：

①在保留相关聚类特征的前提下，选择合适的小波函数以及分解尺度，将原始无线传感器网络安全时序数据流展开小波分解，同时对原始信号展开小波重构，进而获取小波处理后的信号 $D_{j+1,k}(t)$，如式(5)所示：

$$D_{j+1,k}(t)=\sum_{n=0} z_0 \text{similarity}(j)(m-2k)A_{j,m} \quad (5)$$

式中：k 和 m 代表平移变量；z_0 代表高通滤波器；$A_{j,m}$ 代表低频系数的近似部分。

②在输入空间内随机选择一组正交展开式，将完成小波重构后的样本数据设定为该组正交基的展开式 c_t，如下所示：

$$c_t=\frac{1}{A_{j,m}}\times D_{j+1,k}(t)f(m,n)\phi_{m,n}(t) \quad (6)$$

式中：$f(m,n)$ 代表框架的上、下限取值；$\phi_{m,n}(t)$ 代表母小波。

③给定阈值 β_1，对全部过程神经元权函数系数展开初始化处理。

④利用式(2)可以获取输入函数和各个过程神经元间的加权欧氏距离，将其展开排序，将取值最小的过程神经元设定为获胜神经元。

⑤利用式(7)修正获胜神经元 j 的各个连接权值：

$$\begin{cases} f_{ij}^{*}=f_{ij}^{*}+\Delta f_{ij}^{*} \\ \Delta f_{ij}^{*}=\tau(c_t-f_{ij}^{*}) \end{cases} \quad (7)$$

式中：τ 代表学习速率；Δf_{ij}^{*} 代表网络中获胜神经元权值取值范围。

⑥给定一个阈值 β_2，将 $\max(\Delta f_{ij}^{*})$ 作为 Δf_{ij}^{*} 的最大变化量，重复以上操作步骤，直至 $\max(\Delta f_{ij}^{*})\leqslant\beta_2$ 则终止操作，完成小波分解尺度，对初级聚类进行次聚类操作。

⑦选取另外一个学习模式，持续重复上述初级聚类和次级聚类操作，以获得更多层次的粗聚类结果，最终实现无线传感器网络安全时序数据流多层次粗聚类[9-10]。

通过展开小波分解和信号重构，将无线传感器网络安全时序数据流分解为多个层次，并保留聚类特征。将重构信号拟合处理后作为自组织过程神经网络的输入，通过改进竞争算法对自组织过程神经网络进行训练，从而完成对时序信号特征的粗聚类。

1.2 传感数据流多层次提取结果

无线传感器网络安全时序数据流的多层次提取是在多层次粗聚类的基础上进行的。在多层次粗聚类中，得到了不同层次的数据流聚类结果。然而，单纯的粗聚类并不能完整地展现数据流的变化趋势，还需要进一步提取不同层次数据流的特征，以更全面地分析数据流的波动情况。为了可以精准掌握无线传感器网络安全时序数据流的变化趋势，需要展开无线传感器网络安全时序数据流多层次提取处理[11-12]，详细的操作步骤如下所示：

①在无线传感器网络安全时序数据流中各个数据流的波动均会受到网络安全的影响，通过波动角和波动值对时序数据流的波动情况展开分析。以下给出无线传感器网络安全时序数据流波动角的计算过程：

A. 由于初始数据均会存在数据缺失以及重复等问题，需要对数据展开清洗处理[13-14]。完成数据清洗后，将数据集 E 中的全部主题 topic_i 依次置于基线 Baseline_t 的上方。计算 topic_i 在每相邻两个时刻的值连接的向量 $\boldsymbol{e}_{m,k}$ 和 Baseline_t 的每相邻两个时刻的值的向量 $\boldsymbol{g}_{m,k}$ 的夹角 $\theta_{i,t'}$。通过式(8)计算夹角 $\theta_{i,t'}$：

$$\theta_{i,t'}=\arccos\left[\frac{\Delta f_{ij}^{*}(\boldsymbol{e}_{m,k}\times\boldsymbol{g}_{m,k})}{|\boldsymbol{e}_{m,k}|\times|\boldsymbol{g}_{m,k}|}\right] \quad (8)$$

B. 分别计算各个主题 topic_i 和 Baseline_t 的夹角 $\theta_{i,t'}$ 的最大值 $\theta_{i,t'}$，对全部的 $\max\theta_i$ 展开排序处理，经过排序后将其表示为 $\max\theta_k$。通过式(9)求解 $\max\theta_k$ 的中位数 θ_m，即为波动角 ψ：

$$\psi=\theta_m=\begin{cases} \max\theta_{\frac{1+n}{2}} & n\text{ 为奇数} \\ \dfrac{\max\theta_{\frac{n}{2}}+\max\theta_{\frac{n}{2}+1}}{2} & n\text{ 为偶数} \end{cases} \quad (9)$$

各个无线传感器网络安全时序数据流夹角 $\theta_{i,t'}$ 的最大值 $\max\theta_k$ 可以反映数据流的最大波动程度；再求解各个数据流的最大波动程度的中位数，用于反映主题数据流的波动情况。

②由于原始的无线传感器网络安全时序数据流是无序的，如果直接按照时序数据流的波动值展开分层重排序，虽然可以精准区分不同波动程度的数据流，但是最终得到的无线传感器网络安全时序数据流多层次提取效果并不理想。所以，需要计算各个时序数据流的极差系数，并且其取值按照从大到小的顺序排列[15]。优先通过式(10)计算各个主题 topic_i 的全部数值 $\text{topic}_i-\text{value}_{i,t}$、极差 Rang_i 和均值 s_i：

$$\begin{cases} \text{Rang}_i=\max\text{value}_{i,t}-\min\text{value}_{i,t} \\ s_i=\dfrac{\sum_{t=1}^{n}\text{topic}-\text{value}_{i,t}}{n} \end{cases} \quad (10)$$

式中:$value_{i,t}$代表各个主题的时序数据流数值。

通过式(11)计算 $topic_i$ 的极差系数 CR_i:

$$CR_i=\frac{Rang_i}{s_i} \tag{11}$$

根据极差系数递增的顺序,对全部主题的无线传感器网络安全时序数据流展开重新排序,将其表示为 $topic_j$。

③当求解出波动角后,依次计算排序后主题 $topic_j$ 的波动值,通过预先设定的平稳波动值展开数据流主题划分[16],依次将其划分为异常和正常无线传感器网络安全时序数据流,最后将其展开堆叠处理,实现无线传感器网络安全时序数据流多层次提取处理,如式(12)所示:

$$H_{i,j}=CR_i\sum_{t'=1}^{n-1}\frac{\theta_m-\phi_{m,n}(t)}{n-1} \tag{12}$$

式中:t'代表时刻序列;$H_{i,j}$代表无线传感器网络安全时序数据流多层次提取结果。

通过细致的计算和排序过程,可以获得更准确的波动角和极差系数,从而实现无线传感器网络安全时序数据流多层次提取。

2　仿真分析

为了验证所提无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法的有效性,仿真在一个封闭的实验室环境中进行,该实验室模拟了一个真实的无线传感器网络场景。实验室中布置了多个传感器节点,这些节点通过无线通信方式相互连接,形成了一个自组织的无线传感器网络。无线传感器网络拓扑结构采用星型结构,如图 2 所示。

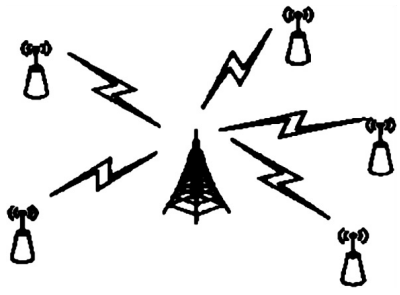

图 2　星型网络拓扑结构

采用仿真软件 MATLAB 进行仿真分析,选择粒子群优化算法作为竞争学习算法的优化器,在 MATLAB 仿真软件中,设置粒子数量为 50,迭代次数为 100,惯性权重为 0.7,加速常数 c_1 和 c_2 都为 1.5,收缩因子为 0.5,并设置输入层节点数为 10,竞争层节点数为 50,学习率设置为 0.01,竞争距离设置为 1。

选择两种传统的聚类方法作为对比方法,对无线传感器网络安全时序数据流展开聚类处理,详细的仿真测试结果如图 3 所示。

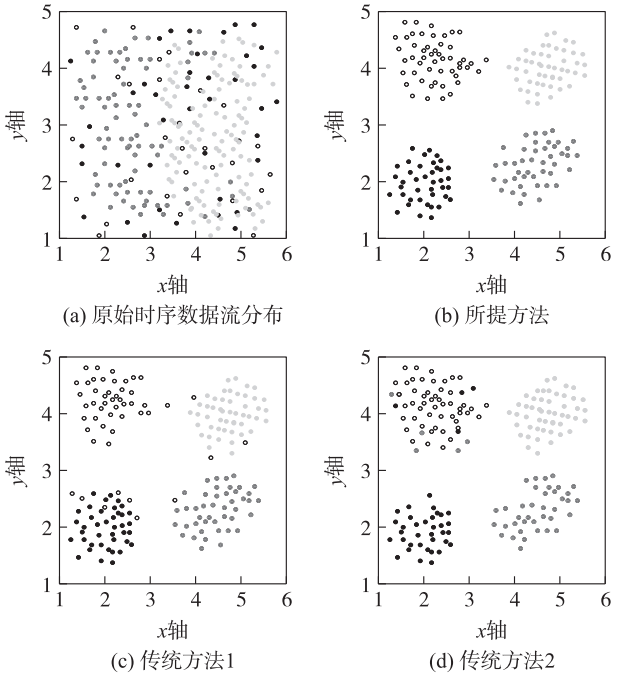

图 3　不同方法的无线传感器网络安全时序数据流聚类结果比较

通过图 3 可以看出,所提方法在对无线传感器网络安全时序数据流上的分类准确率较高,形成的聚类簇更紧密,能够精确将原始数据进行分类处理,而其他两种方法存在误聚类的现象。这是因为所提方法采用改进的竞争算法训练自组织过程神经网络。竞争算法能够基于数据之间的相似度和差异度进行优胜者的选择,从而实现对聚类中心的自主学习和调整。改进的算法在选择最佳聚类中心和优化聚类结果方面具有更好的性能,从而提高了聚类效果的准确性和稳定性。因此,所提方法聚类效果最优,具有比较好的实际应用价值。

为了衡量无线传感器网络安全时序数据流多层次提取效果的好坏,选取以下两个聚类指标对无线传感器网络安全时序数据流多层次提取结果展开评估:

①样本轮廓系数的均值即为聚类结果的轮廓系数,也是类内聚力和分离的分线性组合测度,轮廓系数取值越大,则代表类内聚力取值也就越好,不同类之间的分离越好,获取的无线传感器网络安全时序数据流多层次提取结果也越理想。轮廓系数 $S(i)$:

$$S(i)=\frac{p(i)-f(i)}{\max[p(i),f(i)]} \tag{13}$$

式中:$p(i)$代表第 i 类无线传感器网络安全时序数

据流和其他类型数据流间的距离均值;$f(i)$代表第 i 类时序数据流和距离其较近时序数据流间的距离均值。

②戴维森堡丁指数(DBI)是基于聚类簇的内部紧密度和不同簇之间的分离度,DBI 能够对聚类结果进行客观的定量评估。DBI 的取值越小,则说明无线传感器网络安全时序数据流多层次提取效果越好。DBI 计算式为:

$$\mathrm{DBI}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\max_{j\neq 1}\frac{(\bar{Z}_i+\bar{Z}_j)}{\|\omega_i-\omega_j\|_2} \tag{14}$$

式中:$\bar{Z}_i+\bar{Z}_j$ 代表随机两类时序数据流之间的平均距离;$\|\omega_i-\omega_j\|_2$ 代表随机两个聚类中心之间的欧氏距离。

分别选择文献[5]时序 InSAR 形变提取方法和文献[6]基于移动数据采集器提取方法作为对比方法,不同方法的平均轮廓系数和平均 DBI 指数比较结果如图 4 和图 5 所示。

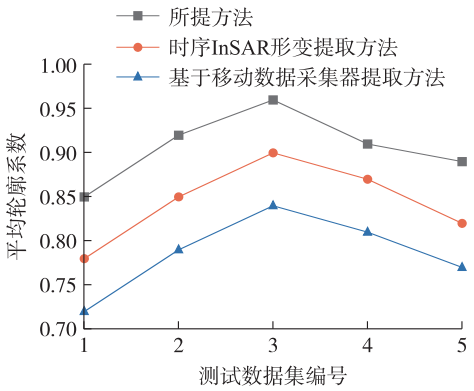

图 4 不同方法的平均轮廓系数比较结果

从图 4 中可以看出,所提方法对应的平均轮廓系数明显高于 InSAR 形变提取方法和基于移动数据采集器提取方法。这意味着所提方法能够更好地保持聚类内部的紧密度和区分不同类之间的分离性。因此,所提方法在无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方面表现出更好的效果。

从图 5 可以看出,所提方法的平均 DBI 指数明显低于 InSAR 形变提取方法和基于移动数据采集器提取方法。这表明所提方法的聚类结果具有更好的紧密性和分离度,使得无线传感器网络安全时序数据流的多层次提取效果更优。

综上所述,根据仿真结果,所提出的无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法在平均轮廓系数和平均 DBI 指数方面均优于对比方法。这是因为所提方法采用了小波分解和信号重构的策略,将数据流分解为多个层次,并保留了聚类特征。这种方法能够充分挖掘时序数据流中的信息,并将其用于自组织过程神经网络的训练。通过改进竞争算法,该方法能够优化神经网络的训练过程,进而提高聚类的效果。这进一步验证了所提方法在提取无线传感器网络安全时序数据流方面的有效性和准确性。

分析不同方法获取的无线传感器网络安全时序数据流多层次提取结果在各个方面的用户认可度情况,如图 6 所示。

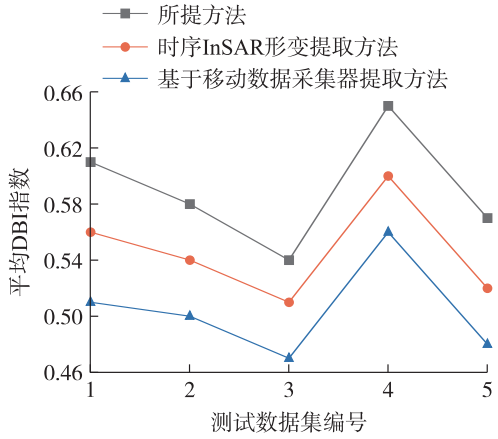

图 5 不同方法的平均 DBI 指数仿真结果比较

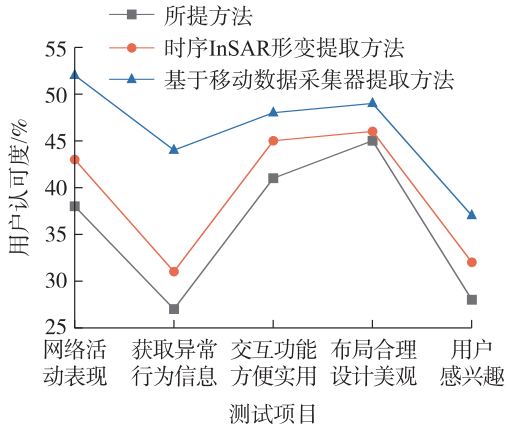

图 6 不同方法在各个方面的用户认可度仿真结果比较

从图 6 可以看出,相比于其他的提取方法,所提方法表现出了更好的交互性能、网络活动表现和异常数据流检测能力。该方法能够与用户更好地进行互动,并准确地反映网络的活动情况,同时能够提供良好的异常数据流检测能力。这使得所提方法能够引起用户兴趣,并提供更好的用户体验。因此,根据用户认可度仿真结果,所提方法在无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方面具备较高的用户认可度,进一步验证了其优势和有效性。这是因为所提方法通过多层次的特征提取和分析,能够全面地捕捉网络的活动模式和趋势,使用户能够及时了解和响应网络的变化。

3　结束语

为了有效克服传统时序数据流提取方法存在的不足,提出一种无线传感器网络安全时序数据流多层次提取方法。利用小波分解和信号重构方法处理了原始时序数据流,并将其划分为多个层次,更全面地捕捉数据中的细节和趋势信息,提高了数据处理的准确性。将改进竞争算法引入自组织过程神经网络,训练网络,将时序信号特征输入到网络中进行粗聚类处理,结合自组织过程神经网络的方法能够自主学习和调整聚类中心,从而提高了聚类结果的准确性和稳定性。基于波动角和极差系数方法,实现无线传感器网络安全时序数据流多层次提取。所提方法的平均轮廓系数保持在 0.8 以上,平均 DBI 指数不低于 0.54,表明所提方法具有较高的聚类效果和准确性,为无线传感器网络安全时序数据流的处理和分析提供了新的方法和思路,具有实际应用的价值。

参考文献:

[1] Yadav M. A Multi-Constraint Combined Method for Road Extraction from Airborne Laser Scanning Data[J]. Measurement,2021,186:110077.

[2] 李瑞金,马艳娥. 温度传感器通信模块自修复数据流可视化[J]. 计算机仿真,2021,38(4):134-138.

[3] 谭章禄,刘洁,吴琦. 煤炭安全管理时序数据可视化方式研究[J]. 煤矿安全,2021,52(6):255-259.

[4] 赵韦鑫,谭博友,周锐,等. 面向交通轨迹的数据流可视化方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2022,34(5):768-776.

[5] 杨仕仙,沈涛,许靖,等. 一种矢量瓦片的时序 InSAR 形变可视化方法[J]. 测绘科学,2021,46(9):102-108.

[6] Roy S,Mazumdar N,Pamula R. An Energy Optimized and QoS Concerned Data Gathering Protocol for Wireless Sensor Network Using Variable Dimensional PSO[J]. Ad Hoc Networks,2021,123(1):102669.

[7] Aftab S,Moghadam R H. Robust Data Smoothing Algorithms and Wavelet Filter for Denoising Sonic Log Signals[J]. Journal of Applied Geophysics,2022,206:104836.

[8] 张媛,王飞,张照锋,等. 基于小波变换与神经网络的非侵入式家电负荷监测研究[J]. 电子器件,2024,47(3):748-756.

[9] 袁欣,俞卫琴,王国强. 基于希尔伯特相似度的高维面板数据聚类方法及应用[J]. 统计与决策,2022,38(17):52-54.

[10] 刘雯,王桂玲. iBelt:一种事件日志的可解释聚类分析方法[J]. 计算机集成制造系统,2022,28(10):3175-3186.

[11] Li Y Y,Bai X Q,Meng J L,et al. Multi-Level Refined Power System Operation Mode Analysis:A Data-Driven Approach[J]. IET Generation,Transmission & Distribution,2022,16(13):2654-2680.

[12] 庞良健,李晗,王庆林,等. 融合多层次语义的网络评价方面抽取方法研究[J]. 科技通报,2021,37(10):59-65,70.

[13] 姜含露,周利明,马明,等. 基于多条件时间序列的免耕播种机作业数据清洗方法[J]. 农业机械学报,2022,53(1):85-91.

[14] 韩红桂,鲁树武,伍小龙,等. 基于改进型 SVM 的城市污水处理过程异常数据清洗方法[J]. 北京工业大学学报,2021,47(9):1011-1020.

[15] 彭诗杰,陈红梅,王丽珍,等. 基于地理偏好排序的兴趣点混合推荐模型[J]. 计算机应用,2023,43(8):2448-2455.

[16] 许伟佳,秦永彬,黄瑞章,等. 基于 DMA 与特征划分的多源文本主题模型[J]. 计算机工程,2021,47(7):59-66.

韩俊芳(1976—),女,汉族,山西阳泉人,山西工程技术学院大数据与智能工程系讲师,2000 年毕业于太原理工大学,获得学士学位,2007 年在太原理工大学获得硕士学位。主要研究方向为:大数据技术、网络安全技术。参与省级课题一项,省级刊物发表论文 2 篇,参编多部教材,指导学生参加蓝桥杯比赛两次获得省级三等奖,大学生互联网+创新创业比赛获省级二等奖,hanjunfang202211@163.com;

任瑞仙(1980—),女,汉族,山西阳泉人,硕士,山西工程技术学院大数据与智能工程系副教授、副主任,2002 年毕业于山西师范大学,获得学士学位,2005 年毕业于河北大学,获得硕士学位,主要研究方向为:计算机教育应用。先后主持并完成山西省十二五规划课题 1 项、山西省十三五规划课题 1 项、主持在研山西省十四五规划课题 1 项,主持在研教育部产学合作协同育人项目 1 项,主持并完成校级思政课题 2 项、应用型课程建设 1 项、校级金课 2 项。指导学生参加各类竞赛十余次,出版专著 2 部,参编教材 2 部,发表论文 10 余篇;

李军红(1975—),女,汉族,山西阳泉人,山西工程技术学院讲师,2000 年毕业于山西大学,获得学士学位,2007 年在太原理工大学获得硕士学位,主要研究方向为:数据处理及分析技术。参与校级课题 1 项,省级以上刊物发表论文 3 篇,参编多部教材。