



仪器仪表学报
Chinese Journal of Scientific Instrument
ISSN 0254-3087, CN 11-2179/TH

《仪器仪表学报》网络首发论文

题目: 基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法研究
作者: 熊俊, 何宽, 李颖川, 郁滨
收稿日期: 2020-07-13
网络首发日期: 2020-10-15
引用格式: 熊俊, 何宽, 李颖川, 郁滨. 基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法研究. 仪器仪表学报.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2179.TH.20201015.1106.006.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法研究

熊俊¹, 何宽², 李颖川³, 郁滨¹

(1. 战略支援部队信息工程大学 郑州 450000; 2. 盲信号处理国家级重点实验室 成都 610000; 3. 西部战区陆军参谋部
附属单位 兰州 730000)

摘要：针对无线传感器网络 (Wireless Sensor Networks, WSN) 组合流量预测算法自适应性低、计算复杂度高等不足，本文提出一种基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法。算法利用快速自适应经验模态分解 (Fast and Adaptive Empirical Mode Decomposition, FAEMD) 将信号分解为一系列本征模态函数和一个残余函数，通过设计自适应滤波窗口提高信号分解过程的自适应性。进一步，采用在线贯序极限学习机 (Online Sequential Extreme Learning Machine, OSELM) 对信号分量进行训练、预测，运用奇异值分解 (Singular Value Decomposition, SVD) 理论优化神经网络的参数和拟合过程，降低计算复杂度。同时，结合样本选择器进一步控制预测误差范围，保证算法的预测精度。实验结果表明，算法在分解效果、耗时时间、预测精度等关键性能指标上具有较为明显的优势。

关键词：流量预测；快速自适应经验模态分解；自适应滤波窗口；在线贯序极限学习机；奇异值分解

中图分类号：TH69 TP391 文献标识码：A 国家标准学科分类代码：520.206；520.602

Research on WSN traffic prediction algorithm based on optimized FAEMD-OSELM

Xiong Jun¹, He Kuan², Li Yingchuan³, Yu Bin¹

(1. Information Engineering University, PLA Strategic Support Force, Zhengzhou 450000, China; 2. National Key Laboratory of Science and Technology on Blind Signal Processing, Chengdu 610000, China; 3. Subsidiary Unit of Army Staff in Western War Zone, Lanzhou 730000, China)

Abstract: Aiming at the deficiency of low adaptability and high computational complexity of the combined traffic prediction algorithms for Wireless Sensor Networks (WSN), this paper proposes a WSN traffic prediction algorithm based on optimized FAEMD-OSELM. The algorithm uses fast and adaptive empirical mode decomposition (FAEMD) to decompose the signal into a series of intrinsic mode functions and a residual function, and an adaptive filtering window is designed to improve the adaptability of the signal decomposition process. Furthermore, the online sequential extreme learning machine (OSELM) is used to train and predict the signal components, and singular value decomposition (SVD) theory is used to optimize the parameters and fitting process of the neural network to reduce the computational complexity. Meanwhile, the sample selector is used to further control the prediction error range to ensure the prediction accuracy of the algorithm. The experiment results indicate that the proposed algorithm has obvious advantages in the key performance specifications such as decomposition effect, machine consumption time and prediction accuracy.

Keywords: traffic prediction; fast and adaptive empirical mode decomposition; adaptive filter window; online sequential extreme learning machine; singular value decomposition

0 引言

WSN 流量预测技术^[1]以网络历史流量信息为依据，

建立数学模型推测未来一段时间内的 WSN 流量趋势。对 WSN 流量进行预测，可以合理分配网络资源，降低节点能耗，为检测网络异常或攻击行为提供依据，对网

收稿日期：2020-07-13 Received Date: 2020-07-13

络管理具有重要意义。

对于网络规模较小的通信网,网络流量具有良好的短相关性,经典的流量预测算法大部分是基于现代统计学理论的线性流量预测算法^[2]。线性流量预测算法计算复杂度较低,可以准确分析平稳性、周期性数据的相干性,但由于网络规模不断扩大,网络流量逐渐复杂化,线性流量预测算法已无法适用于非线性网络流量数据的建模和预测。

随着人工智能和机器学习理论研究的不断深入,非线性流量预测算法成为流量预测技术的主要研究方向^[3-6]。极限学习机(Extreme Learning Machine, ELM)作为一种特殊的单隐含层前馈神经网络,具有结构简单、训练过程速度快、泛化性能和全局搜索能力好等优势^[7]。然而,Elivelto Ebermam 等人^[8]认为基于经典 ELM 的流量预测方法存在预测精度低、网络结构稳定性差等局限性,同时,考虑到实际流量数据通常是单个或批量的序列化数据,无法在神经网络训练前全部获得,需要神经网络具有序列化训练的能力。OSELM^[9]是一种简单有效的 ELM,可以实现对单个或批量样本数据的序列化训练,且同一样本数据只在当前训练阶段有效,大大减少了网络训练时间,但隐含层节点数的选取大多依赖于设定者的经验,缺乏自适应性。

研究表明,大规模网络中流量具有自相似性、长相关性、混沌性等特征^[10],而 WSN 特殊的应用场景导致流量数据又具有突发性、周期性、分布不均匀等特性^[11]。网络流量的复杂特性严重影响了预测算法的预测精度,给 WSN 流量实时预测带来了巨大的困难,因此,基于分解重构思想的流量预测算法成为研究的热点^[4,12-14]。信号时频分析理论将复杂的网络流量分解成各个简单分量,通过预测算法对各个分量分析预测,再将分量预测结果融合得到流量预测值,有效避免了流量复杂性对预测计算复杂度与精度的影响。常用的信号时频分析技术包括小波变换和相空间重构,小波分解过程中小波基函数的选择依赖于先验知识^[12],相空间重构需要提前对延迟时间和嵌入维数等重构参数进行选择^[15],两者均存在自适应缺陷,不适用于实时的流量预测环境。

Huang 等人^[16]提出经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)时频分析技术,其分解原理完全基于信号自身时间尺度,不需要预先选择基函数,在处理非线性、非平稳序列方面具有更大的优势。然而,传统 EMD 存在模态混叠、终止准则等不足^[17],处理短时信号和低频信号时会产生误差并传递至下级信号分

量,影响流量的预测精度。虽然 Wu 等人^[18]提出的集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition, EEMD)有效缓解了模态混叠现象,但其计算开销增加为原来的两个数量级,计算效率较低。周义等人^[19]提出了一种针对一维序列的 FAEMD,利用顺序统计滤波器获取信号分量的上下包络线,有效解决了传统 EMD 的端点效应问题,且计算更加高效,但在数据预处理和滤波窗口尺寸选取方面需进一步优化。

针对上述大规模 WSN 的网络资源分配、异常行为检测需求,本文结合分解重构思想提出一种基于优化 FAEMD-OSELM 的流量预测算法。该算法基于 FAEMD 技术,通过设计自适应滤波窗口优化求解信号包络线过程,将复杂的流量信号分解为具有单一特征的分量集,提高 FAEMD 过程的自适应性;利用具有序列化训练能力的 OSELM 对分量集进行训练和预测,运用奇异值分解理论优化学习机结构,降低拟合的计算复杂度;进一步,为防止预测误差积累,设计样本选择器,保证算法的预测精度。

1 系统模型

为方便对系统模型进行描述,使用的符号及其定义如表1所示。

表1 符号定义

Table 1 Symbol definition

符号	定义	符号	定义
s_i	流量值	S_k	一次输入样本
ε_{Δ_i}	流量差值阈值	ε_{RMSE}	均方根误差阈值
$I_{k,j}$	本征模态函数	R_k	残余函数
L	滑动训练窗口	E_k	一次训练样本
\hat{s}_k	流量预测值	P	预测步数

基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法结构如图 1 所示。其中,输入流量值 s_i 定义为在第 i 个采样周期内 WSN 区域中累积流量,流量值序列 S_k 为一次输入样本。

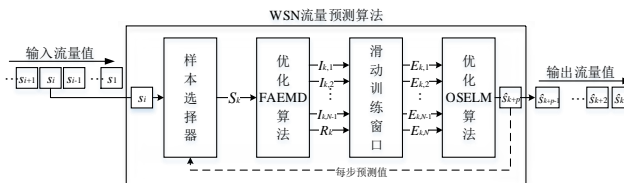


图 1 基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法结构
Fig. 1 Structure of WSN traffic prediction algorithm based on optimized FAEMD-OSELM

1) 样本选择器

样本选择器负责存储输入流量值和每步预测值,

由于算法每步预测时间远小于流量值采样周期，样本选择器基于输入流量值驱动。在预测过程中，预测误差会随着预测过程逐步传递积累，为避免预测步数较多影响预测精度，样本选择器比较接收到的 s_i 的预测误差是否超过流量差值阈值 ε_{Δ_i} 和均方根误差阈值 ε_{RMSE} 选择样本 S_k 。

2) 优化 FAEMD 算法

FAEMD 采用顺序统计滤波器 (Order Statistics Filter, OSF) 替代三次样条差值绘制信号包络线以克服传统 EMD 的模式混叠现象，但 OSF 滤波窗口尺寸选取仍存在一定问题。OSF 滤波窗口尺寸由极值点间距确定，尺寸过大会导致对低频信号的筛分性能较差，当极值点分布不均匀时容易产生模式混叠现象。同时，需要根据不同应用场景和分解需求选择滤波窗口类型，缺乏一定自适应性。针对此，优化 FAEMD 算法提出一种自适应滤波窗口，将流量值序列 S_k 分解为一系列本征模态函数 $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots, I_{k,N-1}$ 和残余函数 R_k ，满足

$$S_k = \sum_{j=1}^{N-1} I_{k,j} + R_k。$$

3) 滑动训练窗口

经优化 FAEMD 算法分解后的序列分量具有与原始流量值序列相同的时间尺度，无法直接作为优化 OSELM 算法的输入样本，需利用滑动训练窗口 L 分别将 $I_{k,1}, I_{k,2}, \dots, I_{k,N-1}$ 转换为训练样本 $E_{k,1}, E_{k,2}, \dots, E_{k,N-1}$ ，将 R_k 转换为训练样本 $E_{k,N}$ 。

4) 优化 OSELM 算法

优化 OSELM 算法由 N 个全连接优化 OSELM 网络构成。OSELM 网络隐含层节点数 \tilde{N} 通常根据 WSN 大小和样本规模人为设定：节点设置过少，神经网络获取信息不足，缺少必要的训练和预测能力；节点设置过多，增加神经网络结构的复杂性，容易陷入局部极小点，导致拟合过度。同时，在 OSELM 训练过程中，若新旧训练样本的特征过于相似，会导致奇异现象，无法求解。针对此类问题，优化 OSELM 算法运用 SVD 理论优化 N 个神经网络参数的选择和拟合过程，分别对训练样本 $E_{k,1}, E_{k,2}, \dots, E_{k,N}$ 进行训练、预测并整合，得到基于 S_k 第 p 步流量预测值 \hat{s}_{k+p} ， $p=1,2,\dots$ 。

这里给出 SVD 理论定义：

定义 1^[20]：对于矩阵 $S \in R^{m \times n}$ ，且 $\text{rank}(S) > 0$ ，存在酉矩阵 $V \in R^{m \times m}$ 和 $U \in R^{n \times n}$ ，使得：

$$S = V \begin{bmatrix} \Sigma & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} U^H$$

则 S 的 Moore-Penrose 广义逆 S^+ 满足：

$$S^+ = U \begin{bmatrix} \Sigma^{-1} & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} V^H$$

其中， $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r)$ ， σ_i 为 S 的奇异值，满

足 $\sigma_1 \geq \sigma_2 \geq \dots \geq \sigma_r > 0$ 。

2 WSN 流量预测模型

基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法分为样本选择器、优化 FAEMD 算法、滑动训练窗口、和优化 OSELM 算法四个部分，本节对各部分进行详细描述。

2.1 样本选择器

样本选择器由输入流量值驱动，依次存储输入的流量值和预测值，每当下一个流量值来临时，通过移出最先存储的流量值的方式，以存储最新的 n 个流量值。样本选择流程如表 2 所示，利用流量差值 Δ_i 和均方根误差 $RMSE_i$ 评判预测偏差程度，其中 $\Delta_i = |\hat{s}_i - s_i|$ ， $RMSE_i$ 为当前存储流量差值的均方根误差。

表2 样本选择流程

Table 2 Flow of sample selection

输入：WSN 流量值 s_i
输出：一次输入样本 S_i
步骤 1 等待 s_i 输入，并存储 s_i ；
步骤 2 若 $i < n$ ，则转至步骤 1；否则转至步骤 3；
步骤 3 若 $i = n$ ，则令 $S_k = S_n$ ，转至步骤 8；否则转至步骤 4；
步骤 4 等待 s_i 预测值 \hat{s}_i ，计算并临时储存 Δ_i ；
步骤 5 若 $\Delta_i \leq \varepsilon_{\Delta_i}$ ，则计算 $RMSE_i$ ，转至步骤 6；否则转至步骤 7；
步骤 6 若 $RMSE_i \leq \varepsilon_{RMSE}$ ，则令 $S_k = \emptyset$ ，转至步骤 8；否则转至步骤 7；
步骤 7 清空 Δ_i ，令 $S_k = S_i$ ；
步骤 8 输出 S_i ，转至步骤 1；

假设当前输入 WSN 流量值 $s_i (i=1,2,\dots)$ ，当 $i < n$ 时，样本选择器存储空间内的流量值序列不满足一次输入样本数，则继续等待下一流量值。当 $i = n$ 时，样本选择器将存储空间内的 n 个流量值作为初始一次输入样本 S_n ，此时 $S_k = S_n = [s_1, s_2, \dots, s_n]$ 。当 $i > n$ 时，样本选择器比较 s_i 与其预测值 \hat{s}_i 的 Δ_i 和 $RMSE_i$ ，当且仅当 $\Delta_i \leq \varepsilon_{\Delta_i}$ 且 $RMSE_i \leq \varepsilon_{RMSE}$ 时，认为该步预测误差在可接受范围内，令 $S_k = \emptyset$ ；若 $\Delta_i > \varepsilon_{\Delta_i}$ 或 $RMSE_i > \varepsilon_{RMSE}$ 时，认为误差积累较大导致拟合失真，影响算法预测精度，清空存储的 Δ_i ，并选择第 i 时刻前 n 个流量值作为新的输入样本，重新分解、转换、训练并预测，此时 $S_k = S_i = [s_{i-n+1}, s_{i-n+2}, \dots, s_i]$ 。

2.2 优化 FAEMD 算法

优化 FAEMD 算法需要判断输入样本 S_k 状态，若 $S_k = \emptyset$ ，算法静止；若 $S_k \neq \emptyset$ ，算法对 S_k 进行迭代分解，每次迭代过程都会筛分出一个本征模态函数，当分量满足终止条件或迭代超过设定次数时，迭代过程结束，剩余分量为残余函数，算法流程如表 3 所示。

表3 优化 FAEMD 算法

Table 3 Optimized FAEMD algorithm

输入: 一次输入样本 S_i
输出: 本征模态函数 $I_{k,A}$, 残余函数 R_k
全局变量: 迭代次数 A , 自循环次数 B , 第 A 轮迭代输入 $temp_A$
步骤 1 初始化 A 、 B 、 $temp_A$, 设定最大迭代次数 A_0 、最大自循环次数 B_0 ;
步骤 2 求解 $temp_A$ 的极大值序列 P_A 、极小值序列 Q_A ;
步骤 3 绘制均值包络线 EE_A^B ;
步骤 4 若 $B \leq B_0$, 则 $B=B+1$, 转至 步骤 3 ; 否则转至 步骤 5 ;
步骤 5 利用 EE_A 筛分信号分量, 输出 $I_{k,A}$;
步骤 6 若 $A \leq A_0$ & $length(P_A) \geq 5$ & $length(Q_A) \geq 5$, 则 $A=A+1$, 转至 步骤 2 ; 否则转至 步骤 7 ;
步骤 7 输出 R_k 。

一次输入样本 S_k 的极值序列包括极大值序列 P_A 和极小值序列 Q_A (公式 (1)), 其中 A 表示迭代次数, B 表示迭代中的自循环次数, 事件 Z_1 为 s_i 是极大值, 事件 Z_2 为 s_i 是极小值。求解极值序列 P_A 、 Q_A 通常采用领域值为 3 的领域窗口法, 通过比较领域窗口内三个连续的样本点 $[s_{i-1}, s_i, s_{i+1}]$ 确定中间值 s_i 的极性, 但会导致极值序列两端不存在极值点, 产生端点效应。

$$\begin{aligned} P_A &= \begin{cases} p_i = s_i & Z_1 \\ p_i = 0 & \bar{Z}_1 \end{cases} \\ Q_A &= \begin{cases} q_i = s_i & Z_2 \\ q_i = 0 & \bar{Z}_2 \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

端点效应是由于在信号两端处无法获得足够的极值点, 导致信号边界处出现拟合失真的现象, 同时, 拟合误差将会被传递到下一个本征模态函数。因此, 如图 2 所示在序列两端 s_{k-n+1} 和 s_k 处分别做 s_{k-n+2} 和 s_{k-1} 的镜像扩展, 将数据扩展为长度为 $n+2$ 的序列再求解极值序列, 得到极大值、极小值序列后再分别去除两端数据点, 保证了 s_{k-n+1} 和 s_k 被纳入极值序列的同时, 保留原始序列的时间特征。

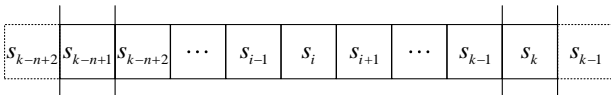


图 2 序列镜像扩展处理

Fig. 2 Sequence mirror imaging expansion processing

如公式 (2) 所示提出一种自适应滤波窗口, 通过统一极大值和极小值的滤波窗口尺寸, 保证同一本征模态函数具有相同尺度特征, 同时省去计算极值间距序列过程, 简化计算复杂度。其中 n 为输入信号长度, M 、 N 分别为极大值点、极小值点个数, 事件 Z_3 为 $\lfloor 2n/(M+N) \rfloor$ 是奇数。

$$\omega_{OSF} = \begin{cases} \lfloor 2n/(M+N) \rfloor & Z_3 \\ \lfloor 2n/(M+N) \rfloor + 1 & \bar{Z}_3 \end{cases} \quad (2)$$

确定 OSF 窗口尺寸 ω_{OSF} 后, 采用公式 (3) 最大值滤波器和最小值滤波器绘制极值序列的包络线, 并计

$$\begin{aligned} UE_A^B(t) &= OSF_{\max} \{ \omega_{OSF} | P_A^B(t) \} \\ LE_A^B(t) &= OSF_{\min} \{ \omega_{OSF} | Q_A^B(t) \} \end{aligned} \quad (3)$$

算序列的均值包络线 $ME_A^B = (UE_A^B + LE_A^B)/2$, 其中 $OSF_{\max} \{ \omega | x \}$ 为最大值滤波器, 其滤波器特性矩阵 $a_{\max} = [0, \dots, 0, 1]_{1 \times \omega_{OSF}}$, $OSF_{\min} \{ \omega | x \}$ 为最小值滤波器, 其滤波器特性矩阵 $a_{\min} = [1, 0, \dots, 0]_{1 \times \omega_{OSF}}$ 。进一步, 由于均值包络线 ME_A^B 线段衔接部分不平滑, 采用算数平均滤波器对其进行平滑处理, 根据公式 (4) 将滤波窗口内的值相加, 取其算数平均值作为窗口中点的值。

$$EE_A^B(t) = \sum_{k \in \omega_{OSF}} ME_A^B(t) / \omega_{OSF} \quad (4)$$

FAEMD 利用不同尺寸的滤波窗口筛分具有不同特征的信号, 为了避免信号筛分不充分, 在一次迭代中使用相同尺寸的滤波窗口进行多次自循环。绘制第 B 次自循环所得分量 I_A^B 的均值包络线 ME_A^B , 根据公式 (5) 得第 $B+1$ 次自循环的分量 I_A^{B+1} , 完成一次自循环过程。

$$I_A^{B+1} = I_A^B - EE_A^B \quad (5)$$

一次迭代需要进行 B_0 次自循环, 当经过 $B_0 - 1$ 次自循环后, 将每次循环所得包络线相加得到本次迭代过程的包络线 $EE_A = \sum_{j=1}^{B_0-1} EE_A^j$, 根据公式 (6) 将第 B_0 次循环所得分量作为本次迭代的输出本征模态函数 $I_{k,A}$, 并将本次迭代的均值包络作为第 $A+1$ 次迭代的输入 $temp_{A+1} = EE_A$, 完成一次迭代过程, 重复上述迭代 A_0 次, 剩余分量 EE_{A_0} 即为残余函数 R_k , 至此完成对输入样本的分解。

$$I_{k,A} = temp_A - EE_A = I_A^{B_0} \quad (6)$$

2.3 滑动训练窗口

滑动训练窗口将优化 FAEMD 算法的输出分量转换为优化 OSELM 算法的输入训练样本。由于流量数据具有突变性, 数值差异较大, 为避免对预测精度造成较大的影响, 滑动训练窗口首先对输入分量序列 $I_{k,1}, \dots, I_{k,N-1}, R_k$ 进行归一化处理。不失一般性, 假设经归一化后的无量纲分量为 $X_{k,j} = [x_{k-n+1,j}, x_{k-n+2,j}, \dots, x_{k,j}]$, 滑动训练窗口 L 长度为 l 个数据, 工作原理如图 3 所示。

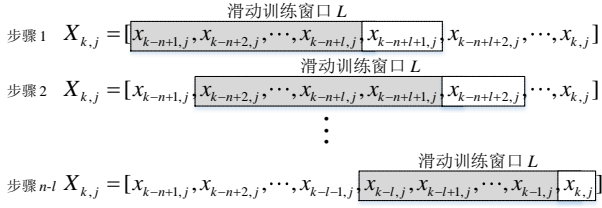


图 3 滑动训练窗口原理

Fig. 3 Principle of sliding training window

滑动训练窗口以分量第一个数据 $x_{k-n+1,j}$ 作为起点, 窗口内前 l 个数据为学习机第一个训练序列 $\mathbf{x}_1^{k,j}$, 窗口末尾数据 $x_{k-n+l+1,j}$ 为输出期望 $t_1^{k,j}$, 将 $(\mathbf{x}_1^{k,j}, t_1^{k,j})$ 作为学习机本次训练的第一个样本组, 完成一次转换后, 窗口右移一个数据进行下一次转换, 累计移动 $n-l$ 次至分量最右侧, 将一次输入样本 $\mathbf{x}_{k,j}$ 转换为一次训练样本 $E_{k,j} = \{(\mathbf{x}_i^{k,j}, t_i^{k,j}) | \mathbf{x}_i^{k,j} \in R^l, t_i^{k,j} \in R, i=1, 2, \dots, n-l\}$ 。

2.4 优化OSELM算法

优化 OSELM 算法包含 N 个全连接优化 OSELM 网络, 首先介绍全连接优化 OSELM 网络。

以第 j 个全连接优化 OSELM 网络为例, 假设输入神经元数量为 l (与滑动训练窗口尺寸保持一致), 隐含层节点数量为 \tilde{N} , 输出神经元数量为 m (满足 $m=n-l$), β_i 为隐含层第 i 个节点与输出神经元的连接权值, a_i 为输入神经元与隐含层第 i 个节点的连接权值, b_i 为隐含层第 i 个节点的偏置 (a_i 与 b_i 从 $[0,1]$ 范围内随机选取, $i=1, 2, \dots, \tilde{N}$), 激活函数 $f(\cdot)$ 选择 sigmoid 激活函数。对于一次训练样本 $E_{k,j}$, 全连接优化 OSELM 网络的数学模型为:

$$\begin{cases} t_1^{k,j} = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f(a_i \cdot \mathbf{x}_1^{k,j} + b_i) \\ t_2^{k,j} = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f(a_i \cdot \mathbf{x}_2^{k,j} + b_i) \\ \dots \\ t_m^{k,j} = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f(a_i \cdot \mathbf{x}_m^{k,j} + b_i) \end{cases}$$

其矩阵形式可以表示为:

$$\mathbf{T}_{k,j} = \mathbf{H}_{k,j} \boldsymbol{\beta}_{k,j} \quad (7)$$

全连接优化 OSELM 网络的训练过程即求解输出权重矩阵 $\boldsymbol{\beta}_{k,j}$ 的过程, 由于通常隐含层节点数远小于样本个数, 即 $\tilde{N} \ll m$, 则隐含层输出矩阵 \mathbf{H} 奇异且不可逆, 根据公式 (7) 可得:

$$\boldsymbol{\beta}_{k,j} = \mathbf{H}_{k,j}^+ \mathbf{T}_{k,j} = \mathbf{P}_{k,j}^{-1} \mathbf{H}_{k,j}^+ \mathbf{T}_{k,j} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{P}_{k,j} = \mathbf{H}_{k,j}^T \mathbf{H}_{k,j}$, $\mathbf{H}_{k,j}^+$ 为 $\mathbf{H}_{k,j}$ 的 Moore-Penrose 广义逆, 满足 $\mathbf{H}_{k,j}^+ = (\mathbf{H}_{k,j}^T \mathbf{H}_{k,j})^{-1} \mathbf{H}_{k,j}^T$ 。

则全连接优化 OSELM 网络基于 S_k 的第 p 步预测过程为:

$$\hat{t}_{k+p,j} = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f(a_i \cdot \mathbf{x}^{k+p-1,j} + b_i) \quad (9)$$

其中, 预测输入 $\mathbf{x}^{k+p-1,j} = [x_{k+p-1,j}, \dots, x_{k+p-1,j}]$ 。

利用定义 1 对隐含层输出矩阵 $\mathbf{H}_{k,j}$ 进行 SVD 分解, 得到其奇异值组 $\sigma_{k,j} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_r]$, 其非零奇异值个数实质上等于矩阵的列秩, 奇异值大小反映了矩阵列向量的线性相关程度, 奇异值越小, 对应的特征向量在原矩阵中影响权重越小^[20]。因此, 根据 \mathbf{H} 的奇异值对隐含层节点的数量进行优化, 将接近 0 的奇异值剔除, 得到剪裁后的有效奇异值组 $\sigma'_{k,j} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_u]$, 其中, 有效奇异值的个数即为修正的隐含层节点数 \tilde{N} 。同时, 根据奇异值与 Moore-Penrose 广义逆的关系优化 $\mathbf{H}_{k,j}^+$ 求解过程, 避免了通过公式 (8) 求解的缺陷。

基于全连接优化 OSELM 网络, 优化 OSELM 算法结构如图 4 所示, 算法利用全连接优化 OSELM 网络分别对输入训练样本 $E_{k,1}, \dots, E_{k,N}$ 进行训练、预测得到第 p 步的网络输出 $\hat{t}_{k+p,1}, \dots, \hat{t}_{k+p,N}$, 经整合后得到第 p 步流量预测值 \hat{s}_{k+p} , 并将 $\hat{t}_{k+p,1}, \dots, \hat{t}_{k+p,N}$ 分别作为各网络的第 $p+1$ 步预测输入, $p=1, 2, \dots$ 。

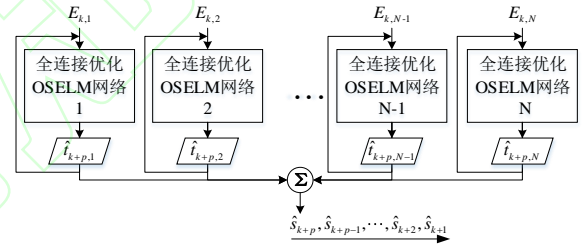


图 4 优化 OSELM 算法结构

Fig. 4 Structure of optimized OSELM algorithm

优化 OSELM 算法包括训练过程和预测过程两个阶段:

1) 训练过程

算法训练过程由训练样本触发。当初始训练样本 $E_{n,1}, \dots, E_{n,N}$ ($k=n$) 输入时, 算法首先计算 $\mathbf{H}_{n,j}$, 并对 $\mathbf{H}_{n,j}$ 进行 SVD 分解得到 $\sigma_{n,j}$, 利用裁剪后的 $\sigma'_{n,j}$ 对 \tilde{N}_j 进行修正。然后, 通过 SVD 理论求解修正后 $\mathbf{H}'_{n,j}$ 的 $\mathbf{H}_{n,j}^+$, 根据公式 (8) 得到 $\boldsymbol{\beta}_{n,j}$, 算法完成初始训练。

当预测误差较大时, 新的训练样本 $E_{k,1}, \dots, E_{k,N}$ ($k > n$) 输入触发算法对网络重新训练, 此时只需计算 $\mathbf{H}_{k,j}$, 根据公式 (10)、(11) 更新 $\boldsymbol{\beta}_{k,j}$, 完成重新训练。由于样本数据 $E_{k,j}$ 只在当前第 k 阶段的训练过程有效, 不需要重复训练旧数据, 从而提高训练效率。

$$\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} - \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{I} + \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{H}_k^T)^{-1} \mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k-1} \quad (10)$$

$$\boldsymbol{\beta}_k = \boldsymbol{\beta}_{k-1} + \mathbf{P}_k \mathbf{H}_k^T (\mathbf{T}_k - \mathbf{H}_k \boldsymbol{\beta}_{k-1}) \quad (11)$$

2) 预测过程

算法完成训练过程后, 根据公式 (9) 计算每个网络输

出 $\hat{t}_{k+1,j}$ ，根据公式 (12) 得到基于 S_k 第 1 步流量预测值 \hat{s}_{k+1} ，此时 $p=1$ ，预测输入 $\mathbf{x}^{k,j}=[x_{k+1-l,j},\dots,x_{k,j}]$ ，同时将 $\hat{t}_{k+1,j}$ 更新 $\mathbf{x}^{k,j}$ 得到第 2 步流量预测的预测输入 $\mathbf{x}^{k+1,j}=[x_{k-l+2,j},\dots,x_{k+p-1,j},\hat{t}_{k+1,j}]$ ，开始第 2 步预测。以此类推，实现对 $E_{k,j}$ 的 p 步流量预测。当接收到新的训练样本时，算法停止当前预测过程，重新训练网络后重复上述步骤对新的训练样本进行预测。

$$\hat{s}_{k+p}=\sum_{j=1}^N\hat{t}_{k+p,j}\quad(12)$$

3 实验及结果分析

为了检验基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法的有效性，本节基于实测实验，同文献[4]、[14]、[21]在分解效果、耗时时间和预测精度方面进行对比。

3.1 实验方案

实验使用 ZigBee 网络通信平台作为 WSN 的硬件节点，ZigBee 节点的主芯片为 CC2530(8 bit, 8051MPU, 32 MHz, 电压 3V, 无数据收发时 MPU 正常工作电流 6.5mA)。利用 ZigBee 节点在四个 13m×20m 的室内实验室内部署并搭建一个温度、湿度、烟雾报警监控系统，其中：节点 1 至 16 为终端节点，节点 17 至 20 为路由节点，节点 21 为协调器节点，节点分布情况及网络拓扑结构如图 5 所示。

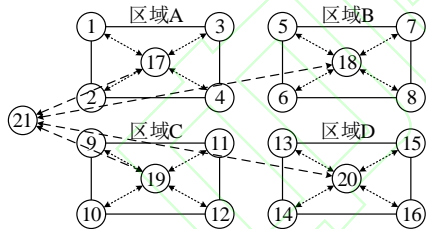


图 5 ZigBee 网络结构

Fig. 5 Structure of ZigBee network

利用 SmartRF Packet Sniffer 协议分析软件抓取 ZigBee 网络区域内的通信报文，以采样频率 0.25Hz 统计 ZigBee 网络的流量，通过连续采样 30 mins 得到 450 个 ZigBee 网络流量值序列，如图 6 所示。

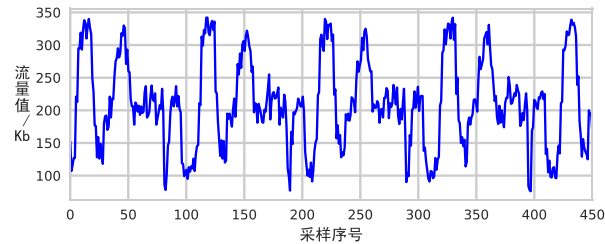


图 6 ZigBee 网络实际流量

Fig. 6 Real traffic of ZigBee network

为直观反映预测算法的性能，实验将第 1 至 400 流量值作为方案的训练样本，第 401 至 450 流量值作为测试样本，选择单一预测算法^[21]、两种组合预测算法^[4,14]作为本文的对比方案。

3.2 实验结果

流量预测方案参数对比如表 4 所示。方案[4]需要预设复杂系统参数，且依赖于先验知识；方案[14]参数较少，但需要根据网络环境和样本规模人为设定隐含层节点数；本文运用 SVD 理论，将全连接优化 OSELM 网络隐含层节点数分别降为 8、5、9 和 12，更具自适应性。

表 4 方案参数对比

Table 4 Comparison of scheme parameters

方案	隐含层节点数设置（参数设置）	
EMD-e-SVR ^[4]	kernel=RBF; gamma=0.005; epsilon=0.1; c=1	
EMD-IELM ^[14]	分量 1-7	30
	残余函数	30
	分量 1	8
	分量 2	5
本文	分量 3	9
	残余函数	12

算法完成训练后对第 401 至第 450 采样点进行预测，预测结果对比如图 7 所示。当 p 小于 25，各方案都具有良好的短期预测性能。然而，针对长期预测，当 p 大于 25，采用单一预测算法的方案[21]拟合严重失真，而基于组合算法的方案分解后的局部分量具有单一的特征，且在正常网络环境下，这种特征具有良好的稳定性，可以准确预测网络流量的突变性。

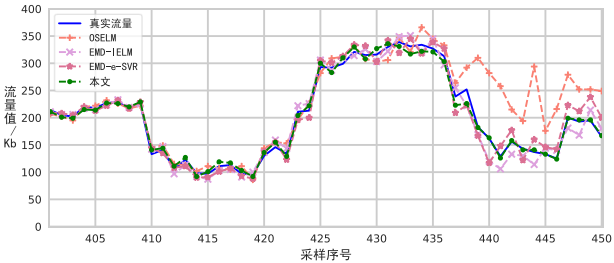


图 7 预测结果对比

Fig. 7 Comparison of prediction results

3.3 性能分析

结合流量预测算法的实验结果，就其分解效果、耗时时间和预测精度三个方面进行对比分析。

1) 分解效果

实验数据经 EMD^[4,14]和优化 FAEMD 算法分解后的对比如图 8 所示。EMD^[4,14]在分解分量 4 时没有将低频成分完全滤出,高、低频特征被传递到下一筛分过程中,导致分量 4 和分量 5 发生模态混叠现象,如图 8(a)所示,同时由于其信号分解程度和速度依赖于终止准则,分量个数和筛分循环次数会随着信号复杂度的提高而增加,导致算法分量个数偏多。本文分解算法采用镜像拓展处理和顺序统计滤波器,保证了各分量不存在端点效应,如图 8(b)所示,且本文分量个数、筛分进程取决于预先设定的迭代次数和自循环次数,设定最大迭代次数 A_0 为 4、最大自循环次数 B_0 为 4,避免信号过渡筛分。

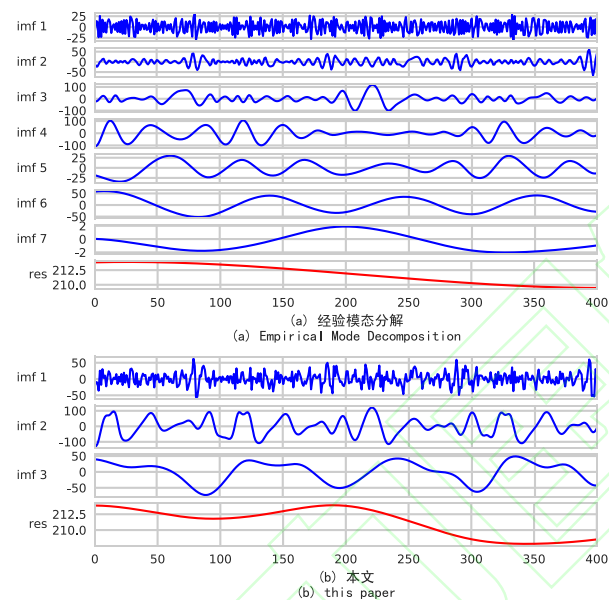


图 8 算法分解效果对比

Fig. 8 Comparison of algorithm decomposition effects

2) 耗时时间

耗时时间由信号分解、训练和单步预测三部分组成,由于单一算法^[21]不需要信号分解时间,因此只对比分析组合预测算法的耗时时间。利用算法对实验数据进行分解、训练和单步预测 20 次并取平均值,流量预测方案耗时时间对比如表 5 所示。虽然不同方案的预测时间基本保持一致,但本文所需的耗时时间明显更少:一方面,由于提出的自适应滤波窗口反映极值序列分布的平均水平,一次循环即可使得高频信号大幅度衰减,分解效率明显高于文献[4]、[14];另一方面,运用 SVD 通过减少全连接优化 OSELM 网络隐含层节点数降低拟合的计算复杂度,有效节省了训练时间。

表 5 耗时时间对比

Table 5 Comparison of machine consumption time

方案	耗时时间/ms		
	分解	训练	单步预测
EMD-IELM ^[14]	81.78	192.48	0.41
EMD-e-SVR ^[4]	80.23	420.10	7.43
本文	32.26	79.23	0.41

3) 预测精度

采用均方根误差作为方案预测精度评判指标,结果如表 6 所示。基于组合算法的预测精度明显要高于单一预测算法。当预测步数 p 大于 38,本文预测误差超过误差阈值,触发样本选择器,重新训练学习机后开始对下一时刻流量进行预测。因此,无论是单一算法方案还是组合算法方案,本文在短期和长期预测中的预测精度更为出色。

表 6 多步预测性能对比

Table 6 Comparison of multi-step prediction performance

预测方案	RMSE/预测步数				
	10	20	30	40	50
OSELM ^[21]	5.788	16.631	30.677	123.902	240.736
EMD-IELM ^[14]	3.924	11.883	23.875	50.422	70.817
EMD-e-SVR ^[4]	4.889	12.712	27.122	55.893	83.678
本文	4.159	9.529	18.910	32.876	37.088

4 结 论

本文在深入研究大规模 WSN 流量复杂特征的基础上,采用组合流量预测技术的分解重构思想,提出了一种基于优化 FAEMD-OSELM 的 WSN 流量预测算法。结合 WSN 流量预测技术实时性、高效性特点,通过设计一种自适应滤波窗口省去了求解极值间距序列的过程,提高了 FAEMD 算法的自适应性。运用奇异值分解理论,通过对神经网络隐含层输出矩阵奇异值进行筛选优化 OSELM 结构参数,降低了拟合过程中的计算复杂度。同时,样本选择器有效控制了算法多步预测的误差积累。实验结果表明基于优化 FAEMD-OSELM 的流量预测算法在分解效果、耗时时间、预测精度等关键性能指标上具有较为明显的优势,可以较好地适用于资源受限的 WSN 流量实时预测场景。

参考文献

[1] BLASS E O, HORNEBER J, ZITTERBART M. Analyzing data prediction in wireless sensor networks[C]. IEEE Vehicular Technology Conference, 2008: 86-87.
[2] 姜明,吴春明,张旻,等.网络流量预测中的时间序列模型比较研究[J].电子学报, 2009, 37(11): 2353-2358.

- JIANG M, WU CH M, ZHANG M, et al. Research on the comparison of time series models for network traffic prediction[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2009, 37(11): 2353-2358.
- [3] ZHANG Y, WANG X P, TANG H M. An improved elman neural network with piecewise weighted gradient for time series prediction[J]. *Neurocomputing*, 2019, 359(24): 199-208.
- [4] BICAN B, YASLAN Y. A hybrid method for time series prediction using EMD and SVR[C]. *IEEE International Symposium on Communications, Control and Signal Processing*, 2014: 566-569.
- [5] 田中大,高宪文,李树江,等.遗传算法优化回声状态网络的网络流量预测[J].*计算机研究与发展*, 2015, 52(5): 1137-1145.
- TIAN ZH D, GAO X W, LI S J, et al. Prediction method for network traffic based on genetic algorithm optimized echo state network[J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2015, 52(5): 1137-1145.
- [6] FENG X X, LING X Y, ZHENG H F, et al. Adaptive multi-kernel SVM with spatial-temporal correlation for short-term traffic flow prediction[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2019, 20(6): 2001-2013.
- [7] 史欣田,庞景月,张新,等.基于集成极限学习机的卫星大数据分析[J].*仪器仪表学报*, 2018, 39(12): 81-91.
- SHI X T, PANG J Y, ZHANG X, et al. Satellite big data analysis based on bagging extreme learning machine[J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2018, 39(12): 81-91.
- [8] EBERMAM E, ANGELO G G D, KNIDEL H, et al. Empirical mode decomposition, extreme learning machine and long short-term memory for time series prediction: A comparative study[C]. *IEEE Brazilian Conference on Intelligent Systems*, 2018: 492-497.
- [9] LIANG N Y, HUANG G B, SARATCHANDRAN P, et al. A fast and accurate online sequential learning algorithm for feedforward networks[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2006, 17(6): 1411-1423.
- [10] DONG M X, OTA K, LIU A F. RMER: Reliable and energy-efficient data collection for large-scale wireless sensor networks[J]. *IEEE Internet of Things Journal*, 2017, 3(4): 511-519.
- [11] CHEN Y F, GUIZANI M, ZHANG Y, et al. When traffic flow prediction and wireless big data analytics meet[J]. *IEEE Network*, 2019, 33(3): 161-167.
- [12] ZHAO X H, ZHENG W B, DING L, et al. Network traffic prediction based on wavelet transform and genetic algorithm[C]. *International Conference on Human Centered Computing*, 2017: 189-200.
- [13] 田中大,李树江,王艳红,等.经验模式分解与时间序列分析在网络流量预测中的应用[J].*控制与决策*, 2015, 30(5): 905-910.
- TIAN ZH D, LI SH J, WANG Y H, et al. Network traffic prediction based on empirical mode decomposition and time series analysis[J]. *Control and Decision*, 2015, 30(5): 905-910.
- [14] KUMAR N K, SAVITHA R, MAMUN A A. Ocean wave height prediction using ensemble of extreme learning machine[J]. *Neurocomputing*, 2017, 277: 12-20.
- [15] DELAFROUZ H, GHAHERI A, GHORBANI M A. A novel hybrid neural network based on phase space reconstruction technique for daily river flow prediction[J]. *Soft Computing*, 2017, 22(7): 2205-2215.
- [16] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the hilbert spectrum for nonlinear and Non-Stationary time series analysis[J]. *Proceedings Mathematical Physical & Engineering sciences*, 1998, 454(1971): 903-995.
- [17] 张刚,李红威.小波-EMD 和随机共振级联微弱信号检测[J].*电子测量与仪器学报*, 2018, 32(1): 57-65.
- ZHANG G, LI H W. Wavelet-EMD and stochastic resonance cascade weak signal detection[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrument*, 2018, 32(1): 57-65.
- [18] WU H T, LEE C H, CHEN C E, et al. Predicting arterial stiffness with the aid of ensemble empirical mode decomposition (EEMD) algorithm[C]. *IEEE International Conference on Wireless Communications*, 2010: 179-182.
- [19] 周义,李鸿光.快速自适应经验模态分解方法的基本原理及其性能评估[J].*振动与冲击*, 2016, 35(3): 14-19.
- ZHOU Y, LI H G. Basic principle of a fast and adaptive empirical mode decomposition and its performance evaluation[J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(3): 14-19.
- [20] 高伟,陈伟凡,杨耿杰,等.基于奇异值分解和多级支持向量机的配电网故障类型识别[J].*电子测量与仪器学报*,

2018, 32(2): 62-71.

GAO W, CHEN W F, YANG G J, et al. Fault type identification for distribution network based on singular value decomposition and multi-level support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2018, 32(2): 62-71.

- [21] TIAN Z, WANG G, REN Y, et al. An adaptive online sequential extreme learning machine for short-term wind speed prediction based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Neural Network World, 2018, 28(3): 191-212.

作者简介



熊俊 (通信作者), 2018 年于战略支援部队信息工程大学获得学士学位, 现为战略支援部队信息工程大学硕士研究生, 主要研究方向为 ZigBee, 信息安全技术。
E-mail: 970121059@qq.com

Xiong Jun (corresponding author)

received his B.Sc. degree in 2018 from Information Engineering University, PLA Strategic Support Force; now, he is an M.Sc. candidate at Information Engineering University, PLA Strategic Support Force. His main research interest includes ZigBee and information security technology.



郁滨, 1986 年于上海交通大学获得学士学位, 1991 年于华南理工大学获得硕士学位, 1999 年于华南理工大学获得博士学位, 现为战略支援部队信息工程大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为信息安全、无线网络安全技术、视觉密码等。

E-mail: byu2009@163.com

Yu Bin received his B.Sc. degree in 1986 from Shanghai Jiao Tong University, received his M.Sc. degree in 1991 and Ph.D. degree in 1999 both from South China University of Technology. Now, he is a professor and Ph.D. supervisor at Information Engineering University, PLA Strategic Support Force. His main research interest includes information security, wireless network technology and visual cryptography.