

联合改进核 FCM 与智能优化 SVR 的 WSNs 链路质量预测

刘洲洲^{1,2}, 李士宁², 张 筱³, 郭文强³

(1. 西安航空学院电子工程学院, 陕西西安 710077; 2. 西北工业大学计算机学院, 陕西西安 710072;
3. 陕西科技大学电气与信息工程学院, 陕西西安 710021)

摘 要: 为提高无线传感器网络 (WSNs) 链路质量预测精度和降低噪声影响, 提出了一种联合改进核 FCM 与智能优化 SVR (improved kernel fuzzy c-means and intelligent support vector regression, IKFCM-ISVR) 的 WSNs 链路质量预测方案. 首先将基于紧致度和离散度的有效性指数引入核 FCM 方法, 实现样本集聚类个数自动划分; 然后采用改进核 FCM 方法对链路质量样本数据进行处理, 获得样本聚类隶属度; 在此基础上, 构建群居蜘蛛优化 SVR 预测模型, 采用基于“动态折射”学习机制的群集蜘蛛对模型参数进行优化, 得到不同聚类最佳 SVR 参数组合; 最后采用 IKFCM-ISVR 算法对不同实验场景下的 WSNs 链路数据进行预测评估. 仿真结果表明, 同其它预测算法相比, 该算法预测精度提高了 36.8 ~ 68.4%.

关键词: 链路质量预测; 核模糊 C-均值聚类; 支持向量回归 (SVR); 群居蜘蛛优化

中图分类号: TP393 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018)01-0090-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.01.013

Link Quality Prediction Algorithm Based on Improved Kernel FCM and Intelligent SVR for WSNs

LIU Zhou-zhou^{1,2}, LI Shi-ning², ZHANG Xiao³, GUO Wen-qiang³

(1. School of Electronic Engineering, Xi'an Aeronautical University, Xi'an, Shaanxi 710077, China;

2. School of Computer Science, Northwestern Polytechnical University, Xi'an, Shaanxi 710072, China;

3. College of Electrical and Information Engineering, Shaanxi University of Science & Technology, Xi'an, Shaanxi 710021, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy and reduce the noise influence of link quality for wireless sensor network (WSNs), a link quality prediction algorithm based on improved kernel FCM and intelligent SVR (IKFCM-ISVR) is proposed. Firstly, the validity index based on compactness and dispersion is introduced into the kernel FCM (KFCM) method, which realizes the automatic division of cluster number for samples. Then the improved kernel FCM method is used to process the data of link quality, and the membership degree of sample clustering is obtained. On this basis, the SVR prediction model based on social spider optimization (SSO) algorithm is constructed, and the SSO based on dynamic refraction learning mechanism is used to optimize the parameters, getting the best combination of SVR parameters for different clustering. Finally the IKFCM-ISVR algorithm is used to predict the WSNs link data in different experimental scenarios. The simulation results show that, compared with other prediction algorithms, the prediction accuracy of the algorithm is improved by 36.8 ~ 68.4%.

Key words: link quality prediction; kernel fuzzy C-means clustering; support vector regression (SVR); social spider optimization

1 引言

随着嵌入式计算技术、分布式信息处理技术、传感器技术的发展成熟^[1],无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)在危险品监测、追踪定位、战场环境感知等领域得到了广泛应用^[2]. WSNs 内部署了大量传感器节点,节点间以无线电射频多跳方式相互通信^[3]. 链路作为节点互连通信的最基本元素^[4],良好的链路质量对于路由协议设计、网络拓扑结构控制等具有重要意义^[5].

链路质量预测与链路质量评估已经成为 WSNs 研究关键问题之一,由于容易受到外部环境噪声干扰以及电磁波多径效应影响,链路质量呈现出一定的时变性和动态性^[6],这给链路质量可靠性预测带来了不小的挑战. 常见的链路质量预测方法可以分为基于链路特性、基于概率估计和基于智能学习理论三类^[5]. 面对 WSNs 应用领域的不断拓展以及高通信率和可靠性要求,极端学习机(ELM)^[7]、神经网络、支持向量机(SVM)等智能学习预测方法展现出了良好性能,学者们也围绕提高链路质量预测精度和泛化能力展开了系列研究:郭志强^[6]等在设计综合性链路质量评价指标的基础上,利用贝叶斯网络提出了一种链路质量分类预测机制,但是该模型需要大量样本数据支撑,增加了网络运行负担;文献[8]以物理层与链路层相关参数为预测依据,提出一种 4C 链路质量预测方法,通过 Logistic 回归方法实现了包接收率的准确预测,但是算法存在一定程度的延时及过拟合问题. 模糊聚类理论^[9]为精细化链路质量预测提供了可能,利用聚类方法可以将样本数据以无监督的方式分成若干子类,并在此基础上进行进一步预测分析. 舒坚^[5]等提出了一种基于 FSVR 的链路质量预测机制,利用 FCM 方法对不同实验场景下的链路数据进行隶属度子类划分,降低了孤立点以及噪声对预测性能的影响,但是该机制选取 PRR 为链路质量评估指标,增加了网络通信量和节点能耗;文献[10]提出了一种基于时间度量的模糊支持向量机预测模型,通过非线性逼近来预测项目完成时间,但是由于 WSNs 链路质量通常只在短时间内具备时间相关性^[11],因此该模型并不适用于链路质量预测. 实时、高效、可靠的 WSNs 链路质量预测能够协助上层协议强制性的将通信数据引入到质量较好的链路上,从而可以提高网络整体性能^[12].

针对上述问题,本文提出一种基于改进核 FCM 与智能优化 SVR (IKFCM-ISVR) 的 WSNs 链路质量预测方案:采用 FCM 方法对样本集进行划分,得到不同隶属度样本子类;利用 SVR 预测模型分别对样本子类进行预测,进而得到链路质量预测结果. 根据

模糊聚类分类数事先给定以及 SVR 预测结果受参数配置影响较大的缺陷,分别将基于紧致度和离散度的有效性指数引入核 FCM 方法,以实现样本集聚类个数自动划分;利用群集蜘蛛优化(Social Spider Optimization, SSO)算法对模型参数进行优化,从而得到子类最佳 SVR 参数组合. 方案从采样数据本身出发,优化参数,收敛速度快,计算复杂度小,有效降低了网络运行负担,实现 WSNs 网内检测数据的实时性预测. 最后,实测数据与预测结果对比实验证明了该方案的有效性.

2 改进核 FCM

2.1 核 FCM 算法

模糊 C 均值聚类算法(FCM)是应用较为广泛的聚类算法之一,该算法的本质是利用隶属度来描述数据点属于某个子类的程度,进而实现数据分类的目的^[13]. 对于 S 维数据集,即 $\mathbf{X} \in R^S$,数据集内样本 $\mathbf{x}_k \in \mathbf{X} (k = 1, 2, \dots, n)$. 聚类的目的是将 n 个数据样本划分为 C 个子类,并使得聚类目标函数达到最小值,即:

$$\min J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^2 \quad (1)$$

其中, μ_{ik} 为样本 \mathbf{x}_k 对第 i 个子类的隶属度, $\mathbf{U} = [\mu_{ik}]_{C \times n}$ 为隶属度矩阵, $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_i\} (i = 1, 2, \dots, C)$ 为聚类中心集合, m 为模糊加权指数. 令 $\frac{\partial J}{\partial \mu_{ik}} = 0, \frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}_i} = 0$ 有:

$$\frac{\partial J}{\partial \mu_{ik}} = 0 \Rightarrow \mu_{ik} = \frac{\|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_i\|^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum_{j=1}^C \|\mathbf{x}_k - \mathbf{v}_j\|^{-\frac{2}{m-1}}},$$

$$\frac{\partial J}{\partial \mathbf{v}_i} = 0 \Rightarrow \mathbf{v}_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \mathbf{x}_k}{\sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m}$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^C \mu_{ik} = 1, \mu_{ik} \in [0, 1], \sum_{k=1}^n \mu_{ik} \in (0, 1) \quad (2)$$

从迭代公式(2)可以看出,FCM 实质上属于局部搜索算法范畴,并且对初值依赖性较大^[14]. 由于 FCM 使用欧氏距离评价相似度,仅适用于处理适紧致度与离散度较好的数据,因此引入核模糊 C 均值聚类算法(KFCM),利用内核诱导距离替换传统欧式距离,即:

$$\min J(\mathbf{U}, \mathbf{V}) = \sum_{i=1}^C \sum_{k=1}^n \mu_{ik}^m \|\Phi(\mathbf{x}_k) - \Phi(\mathbf{v}_i)\|^2 \quad (3)$$

虽然 KFCM 采用了内核诱导距离,提高了算法应用范围,但是仍存在很多问题:1) KFCM 需要事先设定聚类数目 C ,但是 C 取值大小直接影响了算法最终的聚类

效果. 2) KFCM 通常采用随机初始化的方式生成初始聚类中心, 导致 KFCM 聚类有效性降低. 3) 模糊加权指数 m 的取值很大程度上影响了聚类结果.

2.2 改进核 FCM 算法实现

为了进一步改善 KFCM 聚类效果, 引入基于紧致度和离散度的有效性指数以实现聚类个数自动划分; 提出“最大效益”聚类中心初始化方法, 以提高聚类质量.

改进核 FCM (IKFCM) 算法能够实现样本集聚类个数自动划分, 其具体工作过程可以描述为:

1. 参数初始化. 设置初始聚类个数 $C=2$ 、最大聚类个数 C_{\max} 、模糊加权指数 m 、最大迭代次数 T_{\max} 以及终止条件 θ .
2. 根据“最大效益”聚类中心初始化方法对聚类中心 V 进行初始化, 计算初始隶属度矩阵.
For $C=2:C_{\max}$
3. While ($|v_k^t - v_k^{t-1}| \leq \theta |t \leq T_{\max}$) do
4. { 计算隶属度矩阵 U^t 、聚类中心 V^t .
5. $t+1 \rightarrow t$. }
6. 计算有效性指数 $VS_C(U, V)$.
End for
7. 输出结果. $VS_C(U, V)$ 取值最小时对应的 C 即为最佳聚类个数, 其对应的聚类中心、隶属度矩阵即为最佳 V, U .

3 群居蜘蛛优化 SVR 预测模型

3.1 支持向量回归机 (SVR)

SVR^[16] 在处理小样本、高维非线性预测问题上表现出了优异性能, 并在参数估计、模式识别、函数逼近等领域得到了广泛应用, 其数学模型可以描述为:

$$y = \omega^T \cdot \varphi(x) + b \quad (4)$$

其中, $\varphi(x)$ 为低维数据到高维特征空间映射函数, ω, b 为系数. 对于不满足拟合函数的数据样本 (x_i, y_i) , 引入松弛变量 ξ_i, ξ_i^* , 损失函数参数 ε 和惩罚系数 C_s , 并将支持量回归拟合问题转化为约束优化问题, 即:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \omega^T \omega + C_s \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & \begin{cases} y_i - \omega^T x_i - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \omega^T x_i + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i^* \geq 0, \varepsilon \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \end{aligned} \quad (5)$$

式(5)通过拉格朗日多项式可以转化为:

$$\begin{aligned} \max & -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) (\alpha_j - \alpha_j^*) K(x_i \cdot x_j) \\ & + \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) y_i - \sum_{i=1}^n (\alpha_i + \alpha_i^*) \varepsilon \\ \text{s. t.} & \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0, \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C_s] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, α_i, α_i^* 为拉格朗日乘子, $K(x_i \cdot x_j)$ 为满足 Mercer 条件的核函数. 求解式(6)最优化问题获得最优解 $\hat{\alpha} = (\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_1^*, \dots, \hat{\alpha}_n, \hat{\alpha}_n^*)$. 根据 KKT 条件只有少数 $\hat{\alpha}_i$ 或 $\hat{\alpha}_i^*$ 不等于 0, 其对应的样本即为支持向量. 故转化为:

$$\begin{aligned} y & = \sum_{i \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) \varphi(x_i) \cdot \varphi(x) + b \\ & = \sum_{i \in SV} (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b \end{aligned} \quad (7)$$

3.2 改进群居蜘蛛优化算法 (ISSO)

群居蜘蛛优化 (SSO) 算法^[17] 是一种全新的群智能启发式计算技术, 其通过模拟学习蜘蛛种群协同进食行为, 实现对最优化问题的优解. 相关实验表明, SSO 在求解连续优化问题等领域具有较为突出性能.

同蚁群算法、粒子群算法等智能优化算法一样, SSO 同样存在“早熟”现象. 为了进一步提高 SSO 算法优化性能, 本文重点从提高种群样本多样性和改进个体更新方式等方面加以改进. (以雌性子群为例)

种群划分 大量研究证明, 提高种群样本多样性, 可以提高智能优化算法的全局寻优能力. 为此, 将雌性子群划分为“白领”群 F_B 和“蓝领”群 F_C , 其中 F_B 为雌性子群内适应度最优的前 P_B 个蜘蛛, 剩余的蜘蛛组成 F_C (数量为 P_C), 具体划分规则为:

$$P_B = \text{ceil} \left(P_{B, \min} + \lambda \cdot (P_{B, \max} - P_{B, \min}) \left[\exp \left(\ln 2 \frac{\min \{J(F_i)\}}{\max \{J(F_i)\}} \right) - 1 \right] \right) \quad (8)$$

$$P_C = P_f - P_B \quad (9)$$

其中, $P_{B, \min}, P_{B, \max}$ 为 P_B 最小值与最大值. 从式(9)可以看出, F_B 规模大小是动态变化的: 随着算法迭代次数不断增加, F_B 规模逐渐增大, 表明种群内存在更多的“白领”个体以改进的个体更新方式进行进化, 进而提高了算法深度搜索能力, 改善了算法收敛精度.

“动态折射”学习机制 对于“白领”群内个体, 模拟光学折射现象 (如图 1 所示), 设计“动态折射”学习机制, 具体工作过程为: 对于个体 $F_i (F_{i1}, \dots, F_{ik}, \dots, F_{iN})$, 其第 k 维变量 $F_{ik}^{\min} \leq F_{ik} \leq F_{ik}^{\max}$. 取点 F_{ik}^{\min} 与 F_{ik}^{\max} 之间的连线为 x 轴, 两点中间位置为坐标原点 O . 在 x 轴上方存在一处点光源 $O(x, y) (x = F_{ik}, y = \sqrt{(\sum_{k=1}^N F_{ik}^2) - F_{ik}^2})$, 其发出一束光射向一个能够在点 O 处自由转动的镜面并发生折射. 设入射光与法线夹角为 θ_1 、与 x 轴夹角为 β_1 , 折射光与法线夹角为 θ_2 、与 x 轴夹角为 β_2 , 镜面 x 轴夹角为 α . 在折射光线上选取点 O'' , 并定义 O'' 在 x 轴上的投影为更新后的 F_{ik}^{new} . 根据折射定律 (折射率为 η), 有:

$$\eta = \frac{\sin \theta_1}{\sin \theta_2} \quad (10)$$

根据几何关系有:

$$\theta_1 = \frac{\pi}{2} - (\alpha + \beta_1), \theta_2 = \frac{\pi}{2} - (\alpha + \beta_2) \quad (11)$$

$$\Rightarrow \cos(\alpha + \beta_1) = \eta \cos(\alpha + \beta_2)$$

取 $\Delta = (F_{ik}^{\min} + F_{ik}^{\max})/2$, 有:

$$\cos\beta_1 = \frac{\Delta - F_{ik}}{\|OO'\|}, \cos\beta_2 = \frac{F_{ik}^{\text{new}} - \Delta}{\|OO''\|} \quad (12)$$

$$\Rightarrow \beta_1 = \arccos((\Delta - F_{ik})/\|OO'\|),$$

$$\beta_2 = \arccos((F_{ik}^{\text{new}} - \Delta)/\|OO''\|)$$

联立式(11)(12)有:

$$\begin{aligned} \frac{\cos(\alpha + \beta_1)}{\eta} &= \cos\alpha \cos\beta_2 - \sin\alpha \sin\beta_2 \\ &= \frac{(F_{ik}^{\text{new}} - \Delta) \cos\alpha}{\|OO''\|} - \sin\alpha \sqrt{1 - \left(\frac{F_{ik}^{\text{new}} - \Delta}{\|OO''\|}\right)^2} \end{aligned} \quad (13)$$

$$\begin{aligned} &\Rightarrow \eta(F_{ik}^{\text{new}} - \Delta) \cos\alpha - \|OO''\| \cos(\alpha + \beta_1) \\ &= \eta \sin\alpha \sqrt{\|OO''\|^2 - (F_{ik}^{\text{new}} - \Delta)^2} \\ &\Rightarrow \|OO''\|^2 - (F_{ik}^{\text{new}} - \Delta)^2 \\ &= \left[(F_{ik}^{\text{new}} - \Delta) \cot\alpha \right]^2 - \left(\frac{\|OO''\| \cos(\alpha + \beta_1)}{\eta \sin\alpha} \right)^2 \end{aligned} \quad (14)$$

取 $\|O'O\| = \tau \|O'O\|$ ($\tau \in (0.2, 0.8)$), 整理式(14)有:

$$F_{ik}^{\text{new}2} - 2\Delta F_{ik}^{\text{new}} + \Delta - \frac{(\tau |O'O|)^2}{(1 + \cot^2\alpha)} - \frac{\tau^2 |O'O|^2 \cos^2(\alpha + \beta_1)}{\eta^2 \sin^2\alpha (1 + \cot^2\alpha)} = 0 \quad (15)$$

可以证明, 当 $\alpha \in \left(-\arctan \frac{\cos\beta_1}{\sin\beta_1 + \eta}, \frac{\pi}{2} - \beta_1 \right)$ 时,

方程(15)有符合条件的解, 该解即为更新后的 F_{ik}^{new} . 镜面以 $\Delta\alpha$ 的频率转动, 得到一系列 F_{ik}^{new} , 取使适应度最优的维度作为个体第 k 维更新结果. 当个体所有维度完成更新后, 若适应度优于原个体, 则新的个体替代原个体; 否则随机生成新的蜘蛛.

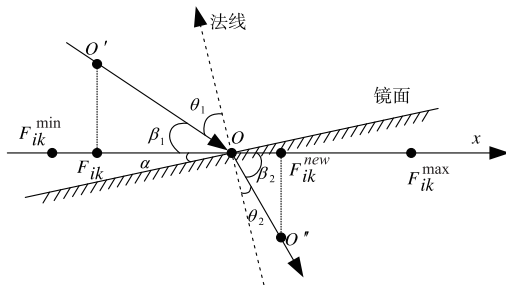


图1 “动态折射”学习机制

从“动态折射”学习机制工作过程可以看出, 蜘蛛个体采用这种更新机制扩展了局部搜索范围, 特别是在算法运算后期, 蜘蛛陷入局部最优的概率不断加大, 而这种类似于“反向”学习的更新策略提高了蜘蛛个体扰动范围, 改善了算法全局寻优能力.

3.3 群居蜘蛛优化 SVR 预测模型实现

本文将改进的群居蜘蛛优化算法引入到 SVR 模型中, 提出智能优化 SVR (ISVR) 预测模型, 通过群集蜘蛛对模型参数进行优化, 从而得到最佳 SVR 参数组合.

定义 1 蜘蛛编码方式. 在 ISVR 中定义蜘蛛编码方式为 $F_i(C_{s,i}, \varepsilon_i, \sigma_i)$, 且有:

$$C_{s,i} \in [C_{s,\min}, C_{s,\max}], \varepsilon_i \in [\varepsilon_{\min}, \varepsilon_{\max}], \sigma_i \in [\sigma_{\min}, \sigma_{\max}] \quad (16)$$

其中, 式(16)给出了优化参数取值范围.

定义 2 目标函数. 对于 ISVR 参数配置优化问题, ISSO 目标函数定义为:

$$J = \left[\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \right] / n \quad (17)$$

其中, \hat{y}_i, y_i 分别为预测值和实测值.

ISVR 预测模型实现过程可以描述为:

1. 算法初始化. 设置 ISSO 及 ISVR 相关参数, 对蜘蛛种群进行初始化.
- While (终止条件不满足) do
 - 2. 对种群进行划分.
 - 3. 在雄性(雌性)子群中, “白领”群体按照“动态折射”学习机制进行更新; “蓝领”群体按照基本 SSO 更新策略进行更新.
 - 4. 发生交配行为.
 - 5. 更新雄性(雌性)子群子和全局最优解.
6. 输出结果. 得到 ISVR 最佳参数组合 $(C_{s,best}, \varepsilon_{best}, \sigma_{best})$.

4 链路质量预测

4.1 相关问题描述

目前关于链路质量度量方式主要分为基于物理层和基于链路层两类: 基于物理层度量方法主要利用射频模块提供的链路质量信息, 如接收信号强度指标 (RSSI)、链路质量指标 (LQI)、信噪比 (SNR) 等^[6]; 最常见的基于链路层度量方法是数据包接收率 (PRR)^[11]. 虽然这些指标并不能完全反映链路质量, 但是也一定程度的提供了链路质量相关信息, 当综合运用这些指标对链路质量度量进行预测评估时, 可以较好的反映链路质量真实情况.

定义 3 链路质量度量参数. 定义链路质量度量参数为均值 SNR (\overline{SNR})、均值 RSSI (\overline{RSSI})、均值 LQI (\overline{LQI}) 以及 PRR.

定义 4 数据样本集. 针对 WSNs 链路质量预测问题, 定义数据样本集为:

$$X = \{x_k | x_k = (\overline{SNR}_k, \overline{RSSI}_k, \overline{LQI}_k)\}, k = 1, 2, \dots, n \quad (18)$$

定义 5 ISVR 训练样本集. 对于 ISVR 预测模型, 其数据样本定义为:

$$(x_i, y_i) = \begin{cases} x_i = (\overline{SNR}_i, \overline{RSSI}_i, \overline{LQI}_i) \\ y_i = PRR_i \end{cases} \quad (19)$$

4.2 WSNs 链路质量预测实现

基于改进核 FCM 与智能优化 SVR (IKFCM-ISVR) 的 WSNs 链路质量预测机制工作原理可以描述为 (如图 2 所示): 首先采用 IKFCM 算法对样本集进行自动聚类划分, 得到不同隶属度样本子类, 然后利用 ISVR 预测模型分别对样本子类进行训练, 得到最佳参数组合 $(C_{s,best}, \varepsilon_{best}, \sigma_{best})$. 对于待预测样本数据, 利用隶属度计算公式得到样本隶属度向量, 并选取相似度最高子类对应的 ISVR 预测模型进行链路质量预测分析, 最终得到链路质量预测结果.

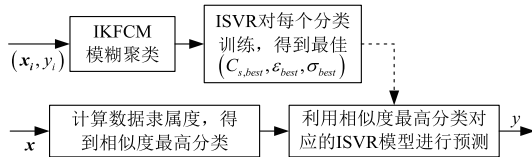


图2 IKFCM-ISVR工作示意图

5 实验仿真

分别在公路、操场等场所建立不稳定链路库和稳定链路库, 其中在公路场景下收集通行高峰期时的链路质量状况, 在操场场景下收集噪声和干扰较少时的链路质量状况. 利用 Matlab 仿真平台实现对链路质量的预测分析, IKFCM-ISVR 相关参数设置如下: $m = 2.5$ 、 $C_{max} = 12$ 、 $P = 200$ 、 $T_{max} = 500$ 、 $\Theta = 10^{-4}$ 、 $P_{B,max} = 100$ 、 $P_{B,min} = 20$ 、 $\tau = 0.65$ 、 $\Delta\alpha = \frac{\pi}{12}$ 、 $PF = 0.65$; $C_s \in [10, 100]$ 、 $\varepsilon \in [0.1, 0.5]$ 、 $\sigma \in [0.01, 10]$. 取链路收发 100 个包的 SNR 、 $RSSI$ 、 LQI 作为一个样本数据. 并分别在不稳定链路库和稳定链路库内选取 250 个数据作为训练样本, 并选取一定时间内连续 40 个数据作为测试样本.

评价指标 为了进一步分析 IKFCM-ISVR 预测性能, 引入均值绝对误差 MAE 、均方误差 $RMSE$ 以及均等系数 EC 3 个指标.

$$\overline{MAE} = \left(\sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - y_i| \right) / n \quad (20)$$

$$RMSE = \left[\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2 \right] / n \quad (21)$$

$$\overline{EC} = 1 - \sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} / \left[\sqrt{\sum_{i=1}^n y_i^2} + \sqrt{\sum_{i=1}^n \hat{y}_i^2} \right] \quad (22)$$

其中, \hat{y}_i 、 y_i 分别为预测值和实测值, n 为测试样本数.

5.1 仿真结果分析

采用 IKFCM-ISVR 分别对两个场景下的测试样本进行实验, 表 1 给出了相关参数优化结果, 图 3 给出了链路质量预测结果, 图 4 给出了 ISSO 优化 SVR 参数收敛曲线.

表 1 IKFCM-ISVR 参数优化结果

	参数优化				评价指标		
	C	C_s	ε	σ	\overline{MAE}	$RMSE$	\overline{EC}
不稳定链路	5	39.13	0.27	0.39	0.12	$3.4e-3$	0.95
		42.16	0.31	0.33			
		41.38	0.29	0.28			
		50.37	0.86	0.83			
		39.71	0.19	0.26			
稳定链路	3	37.48	0.13	0.09	0.09	$4.9e-4$	0.97
		35.26	0.18	0.07			
		42.15	0.30	0.37			

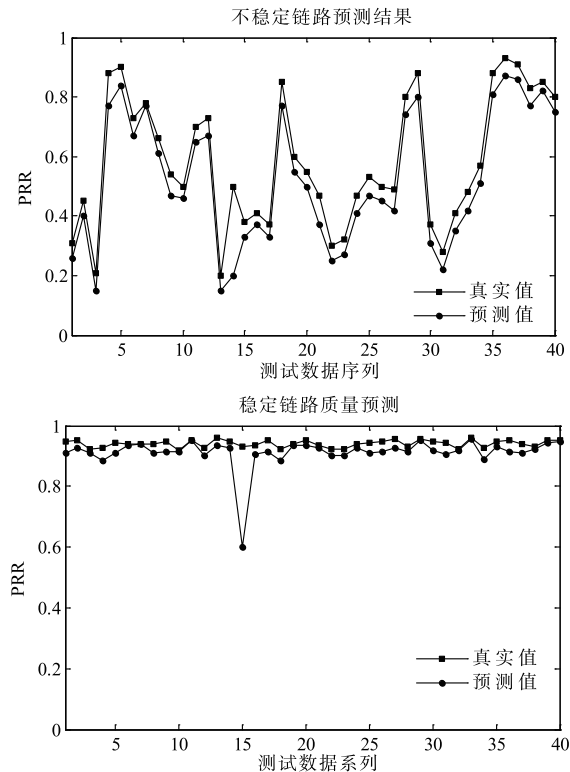


图3 链路质量预测结果

从表 1 及图 3 可以看出, 对于不同实验场景, IKFCM 聚类结果是不一样的, 这样更利于实现精细化预测, 降低了孤立点对预测结果的影响, 而且两类链路预测均等系数 EC 指标都在 0.95 以上, 表明链路质量预测值与真实值具有很高的拟合度 (除稳定链路第 15 个测试数据外). 从图 4 可以看出, 针对不同的分类 ISVR 预测模型, ISSO 算法只需要迭代 100 次左右就能够收敛

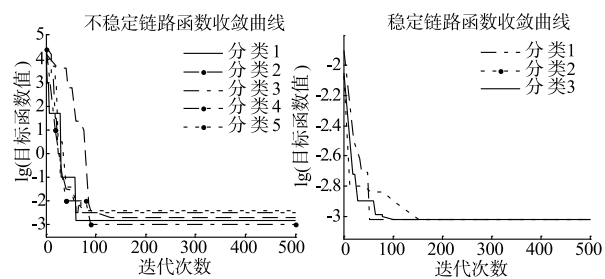


图4 ISSO优化SVR参数收敛曲线

于全局最优解,表明 ISSO 具有较为优秀的全局寻优能力.

5.2 对比实验分析

实验 1 不同预测算法性能对比

为了进一步对比分析 IKFCM-ISVR 性能,分别选取文献[8]提出的 4C 链路质量预测算法、文献[11]提出的链路预测分类器以及经典的 BP 神经网络预测模型进行对比实验.图 5 给出了不同算法链路质量预测结果,表 2 给出了不同算法评价指标对比结果.

从图 5 及表 2 可以看出,无论是对于不稳定链路还是稳定链路预测问题,IKFCM-ISVR 预测精度都要好于其他三种预测方法,特别的对于不稳定网络链路质量预测,链路受到环境的干扰因素较多,突变的概率较大,文献[8]提出的预测算法结合了物理层和链路层的参数,IKFCM-ISVR 相比该方法的预测精度提高了 32.6%,表明 IKFCM-ISVR 采用 IKCM 方法,实现了精细化链路质量预测,有效避免了孤立点以及噪声对链路质量预测结果的影响,从而具有更好的预测拟合度(除稳定链路第 15 个测试数据外).

表 2 不同算法评价指标对比结果

场景	指标	IKFCM-ISVR	文献[8]	文献[11]	BP
不稳定链路	\overline{MAE}	0.12	0.16	0.20	0.38
	$RMSE$	$3.4e-3$	0.050	0.062	0.105
	\overline{EC}	0.95	0.94	0.87	0.76
稳定链路	\overline{MAE}	0.09	0.11	0.14	0.24
	$RMSE$	$4.9e-4$	$2.6e-3$	$7.8e-3$	0.076
	\overline{EC}	0.97	0.92	0.90	0.85

实验 2 参数设置对算法性能影响

分别设置不同训练样本集,比对分析训练样本集规模大小对不同预测方法性能影响;分别设置不同样本向量 x_k ,比对分析不同样本向量对 IKFCM-ISVR 性能影响.图 6 给出了不同训练样本规模下预测结果对比,表 3 给出了不同样本向量下 IKFCM-ISVR 预测评价指标对比结果.

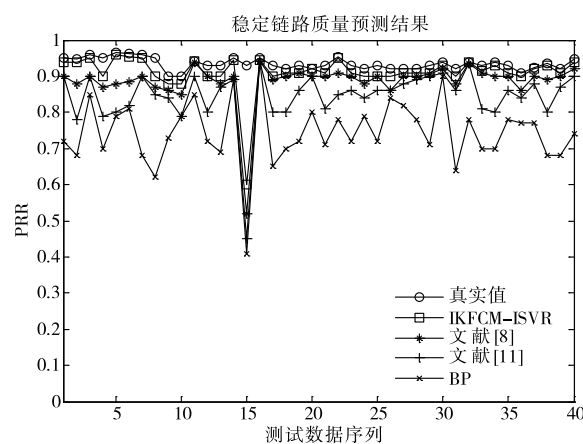
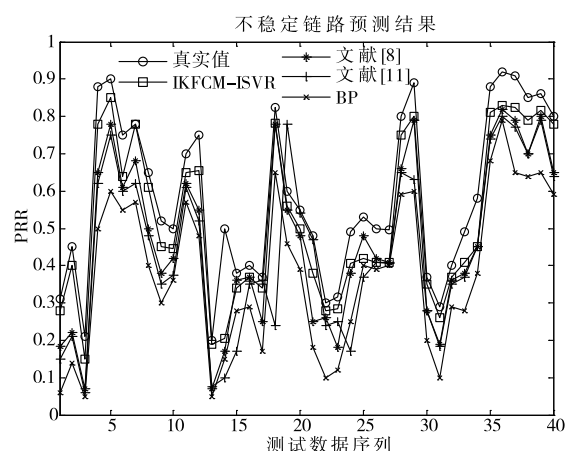


图5 不同算法链路质量预测结果

表 3 不同样本向量下评价指标对比

场景	指标	$(\overline{SNR}, \overline{RSSI}, \overline{LQI})$			
		(\overline{SNR})	(\overline{RSSI})	(\overline{LQI})	
不稳定链路	\overline{MAE}	0.12	0.23	0.33	0.29
	$RMSE$	$3.4e-3$	0.17	0.31	0.34
	\overline{EC}	0.95	0.88	0.83	0.79
稳定链路	\overline{MAE}	0.09	0.19	0.21	0.18
	$RMSE$	$4.9e-4$	0.015	0.023	0.020
	\overline{EC}	0.97	0.93	0.91	0.91

从图 6 可以看出,随着训练样本集规模的不断增大,4 种预测方法评价指标明显改善,特别是当训练样本集规模达到 400 个时,IKFCM-ISVR 与文献[8]、文献[11]提出的方法几乎具有相同的预测性能,但是对于较少规模的训练样本集,IKFCM-ISVR 预测性能要好于其他三种方法,及时当训练样本集为 200 个时,IKFCM-ISVR 的 \overline{EC} 指标已经达到了 90% 以上,表明在尽量降低训练样本规模,减少网络通信量的要求下,IKFCM-ISVR 具有较为突出的链路质量预测性能.从表 2 可以看出,数据样本向量参数选取对 IKFCM-ISVR 预测性能影响较大,当选取单一参数时, \overline{EC} 指标明显降低,另外,无论是对于稳定链路还是不稳定链路,本文提出的 IKFCM-

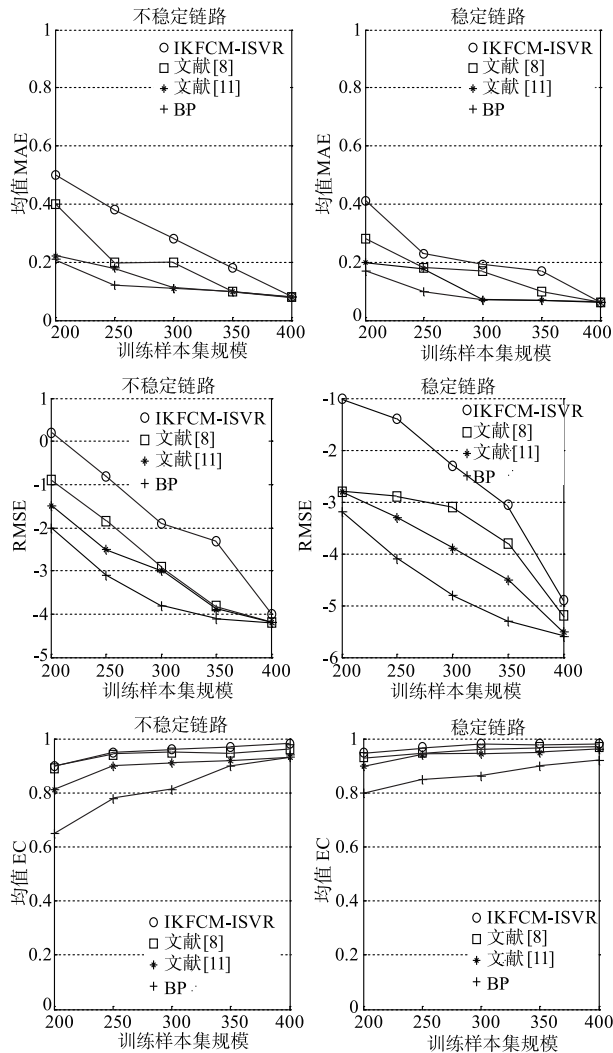


图6 不同训练样本规模下预测结果对比

ISVR 都具有优秀的 EC 指标,这也验证了该方法的合理性和实际应用价值。

6 结束语

提出了一种联合改进核 FCM 与智能优化 SVR 的 WSNs 链路质量预测方案。该方案在 IKFCM 模糊聚类的基础上,利用 ISVR 模型实现对链路质量的可靠性预测,降低了外部干扰以及孤立点对预测精度的影响,仿真实验也证明了该方案具有较为突出的预测性能。下一步将重点围绕算法预测敏感性和泛化能力等方面进行研究。

参考文献

[1] KOLAR V, RAZAK S, MAHONEN P, et al. Measurement and analysis of link quality in wireless networks: an application perspective [A]. IEEE Second International Workshop on Carrier-grade Wireless Mesh Networks [C]. San Diego, USA; IEEE, 2010. 1 - 6.

[2] 侯建军,朱明强,刘颖.一种强背景噪声下的 WSN 目标定位算法 [J]. 北京理工大学学报, 2016, 36 (5): 535 - 540.
HOU Jian-jun, ZHU Ming-qiang, LIU Ying. An algorithm for WSN target location under strong background noise [J]. Journal of Beijing Institute of Technology, 2016, 36 (5): 535 - 540. (in Chinese)

[3] 汪成亮,王强.基于活动预测和能耗均衡的 WSNs 路由算法 [J]. 北京航空航天大学学报, 2014, 40 (1): 10 - 17.
WANG Cheng-liang, WANG Qiang. WSNs routing algorithm based on activity prediction and energy balance [J]. Journal of Beihang University, 2014, 40 (1): 10 - 17. (in Chinese)

[4] LEE Seung-joon, BHATTACHARJEE B, BANERJEE S, et al. A general framework for efficient geographic routing in wireless networks [J]. Computer Networks, 2010, 54 (5): 844 - 861.

[5] 舒坚,汤津,刘琳岚,等.基于模糊支持向量回归机的 WSNs 链路质量预测 [J]. 计算机研究与发展, 2015, 52 (8): 1842 - 1851.
SHU Jian, TANG Jin, LIU Lin-lan, et al. Fuzzy support vector regression-based link quality prediction model for wireless sensor networks [J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52 (8): 1842 - 1851. (in Chinese)

[6] 郭志强,王沁,万亚东,等.基于综合性评估的无线链路质量分类预测机制 [J]. 计算机研究与发展, 2013, 50 (6): 1227 - 1238.
GUO Zhi-qiang, WANG Qin, WAN Ya-dong, et al. A classification prediction mechanism based on comprehensive assessment for wireless link quality [J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50 (6): 1227 - 1238. (in Chinese)

[7] 商强,杨兆升,李志林,等.基于相空间重构和 RELM 的短时交通流量预测 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2016, 44 (4): 109 - 114.
SHANG Qiang, YANG Zhao-sheng, LI Zhi-lin, et al. Short term traffic flow forecasting based on phase space reconstruction and RELM [J]. Journal of South China University of Technology (Natural Science Edition), 2016, 44 (4): 109 - 114. (in Chinese)

[8] LIU T, CERPA A E. Foresee (4C): Wireless link prediction using link features [A]. Proc of the 10th Int Conf on Information Processing in Sensor Networks [C]. Piscataway, NJ: IEEE, 2011. 294 - 305.

[9] 朴尚哲,超木日力格,于剑.模糊 C 均值算法的聚类有效性评价 [J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28 (5): 452 - 461.
PIAO Shang-Zhe, Chaomurilige, YU Jian. Cluster validity

indexes for FCM clustering algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2015, 28(5):452-461. (in Chinese)

- [10] CHENG M Y, HOANG N D, ROY A F V, et al. A novel time-depended evolutionary fuzzy SVM inference model for estimating construction project at completion[J]. Engineering Application of Artificial Intelligence, 2012, 25(4):744-752.
- [11] LIU T, CERPA A E. Data-driven link quality prediction using link features[J]. ACM Trans on Sensor Networks, 2014, 10(2):37-72.
- [12] 尚凤军, 龚文娟, 耿哲. 基于链路预测和网络编码的 MAC 机制[J]. 通信学报, 2016, 37(1):17-27.
SHANG Feng-jun, GONG Wen-juan, GENG Zhe. MAC mechanism based on link prediction and network coding [J]. Journal of Communication, 2016, 37(1):17-27. (in Chinese)
- [13] MA Ai-long, ZHONG Yan-fei, ZHANG Liang-pei. Adaptive multiplicative memetic fuzzy clustering algorithm for remote sensing imagery [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(8):4202-4217.
- [14] SAHA I, SARKAR J P, MAULIK U. Ensemble based rough fuzzy clustering for categorical data [J]. Knowledge Based Systems, 2015, 77:114-127.
- [15] 孙力娟, 陈小东, 韩崇, 等. 一种新的数据流模糊聚类方法[J]. 电子与信息学报, 2015, 37(7):1620-1625.
SUN Li-juan, CHEN Xiao-dong, HAN Chong, et al. New fuzzy-clustering algorithm for data stream [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015, 37(7):1620-1625. (in Chinese)
- [16] VAPNIK V N. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. New York: Springer, 1995.
- [17] CUEVAS E, CIENFUEGOS M, ZALDVIA D, et al. A swarm optimization algorithm inspired in the behavior of the social spider [J]. Expert System with Applications, 2013, 40(16):6374-6384.

作者简介



刘洲洲 男, 1981 年出生, 陕西延安人, 西北工业大学博士后, 西安航空学院副教授. 主要研究方向为无线传感器网络、智能优化算法、不确定性推理.

E-mail: nazi2005@126.com



李士宁 男, 1967 年出生, 陕西延安人, 博士、博士生导师, 西北工业大学计算机学院教授, 主要研究方向为智能计算、无线传感器网络.

E-mail: lishining@nwpu.edu.cn



张筱 女, 1992 年出生, 陕西渭南人, 硕士研究生, 主要研究方向智能系统、移动机器人.

E-mail: eexiaox@163.com



郭文强 男, 1971 年生, 陕西咸阳人, 博士、副教授、硕士生导师, 主要研究方向: 电子信息、智能系统.

E-mail: 375330770@qq.com