文章编号: 1671-6833(2023)03-0076-07

# 融合多指标的 WSN 动态信任评估预测模型

滕志军[1,2], 李 梦[2], 谷金亮[2], 于沥博[2], 王继红[1,2]

(1.东北电力大学 现代电力系统仿真控制与绿色电能新技术教育部重点实验室,吉林 吉林 132012; 2.东北电力大学 电气工程学院,吉林 吉林 132012)

**摘 要:** 针对无线传感器网络中恶意节点引发的安全问题,在贝叶斯信任模型基础上,引入信誉维护函数自适应降低前期节点交互行为次数的影响,引入异常弱化因子,降低由网络自身故障所带来的节点异常行为的误检,结合模糊评判方法进行直接信任计算,为提高推荐信任评估的可靠性,采用贴近度理论对不同的推荐节点赋予权重再分配获取间接信任,为提高信任模型的检测精度,采用加权因子,由直接信任值以及间接信任中的变量共同确定综合信任值的大小,借助自适应权值动态更新综合信任值,有效避免短时间内信任的迅速提升,并利用滑动时间窗对综合信任值进行预测,搭建了融合多指标的 WSN 动态信任评估预测模型 FSEPM,将预测信任值与实际信任值的差值与信任阈值相比较,以判定节点性质。仿真结果表明: 该信任评估模型可精确可靠评估节点之间的信任关系,能够有效检测出网络中的恶意节点,提高网络的安全性。

**关键词:** 模糊综合评判; 贴近度理论; 无线传感器网络; 信任阈值

**中图分类号:** TP273 **文献标志码:** A **doi:** 10.13705/j.issn.1671-6833.2022.06.014

无线传感器网络(wireless sensor network,WSN)是由许多感知节点所构成的一种网络[1],应用在对数据精确度比较敏感的医疗和战区监控中。由于其本身存在固有的局限性和脆弱性,易受到各种形式的攻击[2],比较典型的内部攻击有污水池攻击、虫洞攻击、选择性转发攻击等。认证、加密等方法只能防御来自网络外部的入侵和攻击,针对被妥协的内部恶意节点和故障节点,建立安全可靠的攻击检测算法是非常有必要的。

Fang 等[3]采用改进的贝叶斯与信誉评估的 WSN 模型,通过调用一个适应性遗忘因子来减弱过去行为的影响,提高了模型的动态性和准确性。Ram 等[4]以消息成功率、节点运行时间、正确性和公平性等参数作为信任度量,利用模糊逻辑处理不确定性,对不精确数据的容忍度高。Kurdi 等[5]提出了基于主观逻辑的轻量级信任管理算法,能以较低的执行时间和较高的可扩展性生成准确的信任信息。Busi 等[6]采用加权 D-S 理论计算间接信任,利用传感器数据的中值计算数据可信度,能够在更大的时间窗内检测报文丢弃攻击。Yin 等[7]根据相邻节点的相应行为估计直接和间接信任值,采用熵权法确定合适的权重值提高信任量化的有效性,保证评价的客观性。尹荣荣等[8]利用云简化逆向算子对节点的间接信任值和直接信任值进行计算,采用正态云模型的隶属度函数进行推荐信任值的计算,解决信任误判问题。秦丹阳等[9]将 WSN 中所有节点的推荐信任、直接信任和激励因子三者相结合,利用多目标决策计算每个信任度影响因素的权重,以较低的开销抵御多种攻击。

以上文献均在一定程度上利用推荐信任、直接信任等评价指标来区分恶意节点和正常节点,但仍然存在以下问题: 判断节点间信任存在主观性和模糊性,不可信推荐节点影响对间接信任的评估结果; 信任值增难减易性质带来的局限性; 如何选择合适的权重值和信任阈值,信任模型对攻击检测速度与精度的效率问题。

针对上述问题,本文搭建了一种融合多指标的 WSN 动态信任评估预测模型 FSEPM(dynamic trust evaluation model integrating fuzzy comprehensive evaluation mechanism and similarity measure theory)。该

**收稿日期:** 2022-04-06; **修订日期:** 2022-06-09

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61901102); 吉林省教育厅“十三五”科学研究规划项目(JJKH20180439KJ)

**作者简介:** 滕志军(1973—),男,吉林省吉林市人,东北电力大学教授,博士,主要从事无线通信技术研究,E-mail: tengzhijun@163.com。

**引用本文:** 滕志军, 李梦, 谷金亮,等. 融合多指标的 WSN 动态信任评估预测模型[J]. 郑州大学学报(工学版),2023,44(3):76-82.(TENG Z J, LI M, GU J L, et al. A dynamic trust evaluation and prediction model for WSN based on multiple indexes[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science),2023,44(3):76-82.)

模型利用模糊综合评判对直接信任分配权重，改善主观分配权重所带来的问题; 采用贴近度理论对不同的推荐节点赋予权重，提高推荐信任评估的可靠性; 借助加权因子对综合信任值分配权重，避免人为因素的干预; 采用自适应权值动态更新综合信任值，加快恶意节点信任值的下降速度; 通过信任值预测模型，将预测结果与实际信任值进行差值运算，与信任阈值对比快速检测出恶意节点，保障无线传感器网络的安全性，延长网络生命周期，实现数据的可靠传输。

## 1　信任评估模型

### 1.1　直接信任

#### 1.1.1　通信行为信任

本文利用 Beta 分布对节点信誉进行拟合，得到节点的信誉 $reputation_{ij}$ 符合 Beta$(\alpha+1,\beta+1)$。节点通信行为信任 $DTB_{ij}$ 可以用信誉分布的统计期望表示，即

$$DTB_{ij}(t)=\frac{(\kappa\alpha_{ij}+\Delta\alpha_{ij})+1}{(\kappa\alpha_{ij}+\Delta\alpha_{ij})+q(\kappa\beta_{ij}+\Delta\beta_{ij})+2};\tag{1}$$

$$\kappa=\frac{\theta}{\alpha_{ij}+\beta_{ij}};\tag{2}$$

$$q=\frac{N_{\text{int}}}{N_{\text{det}}}。\tag{3}$$

式中: $\alpha_{ij}$ 和 $\beta_{ij}$ 分别为节点间历史正常和非正常通信次数; $\Delta\alpha_{ij}$ 和 $\Delta\beta_{ij}$ 分别为在 $\Delta t$ 时间内节点正常和非正常通信次数; $\kappa$ 为信誉维护函数，主要维护当前时段节点的通信行为对信誉值的影响，减少节点历史行为对信誉值的影响; $\theta$ 为常数，用来确定 $\kappa$ 作用范围; $q\in[0,1]$ 为异常弱化因子; $N_{\text{int}}$ 表示由于入侵因素引起节点非正常通信次数; $N_{\text{det}}$ 表示网络中非正常通信总次数。

#### 1.1.2　模糊权重

为改善主观分配权重所带来的问题，本文利用模糊综合评判[10]对直接信任分配权重。

设 $U=\{u_1,u_2,u_3\}$ 为被评价对象的 3 种评价因素集合，$u_1$、$u_2$、$u_3$ 分别表示数据发送率、节点剩余能量、处理延迟。$V=\{v_1,v_2,v_3\}$ 为评价者对被评价对象的评价等级的模糊集合，$v_1$、$v_2$、$v_3$ 分别表示不可信、不确定、可信。$A=(a_1,a_2,a_3)$ 为权重分配模糊向量，其中 $a_m$ 分别代表第 $m$ 个因素的权重，$m=1,2,3$ 且 $a_1+a_2+a_3=1$，为降低权重分配的主观性，满足精度要求，参考三标度法建立判断尺度表可以求得 $a_1=0.633\ 4$，$a_2=0.260\ 5$，$a_3=0.106\ 1$。再将各因素归一化到 $[0,1]$ 内，将 3 种评价因素作为输入变量，代入梯形隶属度函数，得到隶属度矩阵 $\boldsymbol{R}$，梯形隶属度函数如图 1 所示。

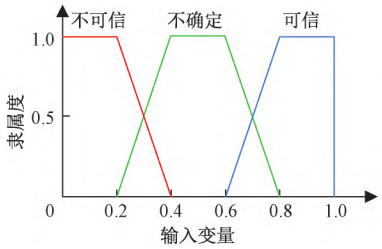



图 1　梯形隶属度函数图

Figure 1　Graph of the trapezoidal membership function

确定评价因素权向量 $\boldsymbol{A}$ 与隶属度矩阵 $\boldsymbol{R}$ 后，本文采用加权平均型的乘法-有界算子，将 $U$ 上的模糊向量 $\boldsymbol{A}$ 利用模糊变化变成 $V$ 上的模糊向量 $\boldsymbol{B}$，具体计算过程为

$$\boldsymbol{B}=\boldsymbol{A}\circ\boldsymbol{R}=[a_1,a_2,a_3]\circ\begin{bmatrix}r_{11}&r_{12}&r_{13}\\r_{21}&r_{22}&r_{23}\\r_{31}&r_{32}&r_{33}\end{bmatrix}=[b_1,b_2,b_3]。\tag{4}$$

式中: $\circ$ 为模糊综合评判中的合成算子; $b_m$ 为在信任评价模糊子集 $v_m$ 中被评价节点的隶属程度。

权重 $\omega_{ij}$ 为

$$\omega_{ij}=\frac{\sum_{l=1}^{m}c_lb_l}{\sum_{l=1}^{m}b_l}。\tag{5}$$

式中: $c_l$ 为信任等级，参考模糊向量单值法，将不可信、不确定、可信 3 个信任等级定义为 $c_1=0.2$、$c_2=0.5$、$c_3=0.9$。

#### 1.1.3　直接信任值

节点的直接信任计算公式为

$$DT_{ij}(t)=\frac{\sum_{l=1}^{m}c_lb_l}{\sum_{l=1}^{m}b_l}\times\frac{(\kappa\alpha_{ij}+\Delta\alpha_{ij})+1}{(\kappa\alpha_{ij}+\Delta\alpha_{ij})+q(\kappa\beta_{ij}+\Delta\beta_{ij})+2}。\tag{6}$$

### 1.2　间接信任

节点的间接信任值由推荐节点(两节点间的公共邻居节点)计算得出。由于推荐节点也存在不可信现象，本文采用贴近度理论对不同的推荐节点赋予权重，提高推荐信任评估的可靠性。图 2 为推荐信任图。如图 2 所示，节点 $i$ 向在其通信半径内的邻居节点广播一个查询信息用来获得节点 $j$ 的推荐信任值，推荐节点 $k$ 收到节点 $i$ 的广播信息后，将它对节点 $j$ 的直接信任值返回给节点 $i$。假设有 $n$ 个推荐节点，相

应的有 $n$ 个推荐信任 $IT_{ij}^{1}(t)$,$IT_{ij}^{2}(t)$,…,$IT_{ij}^{n}(t)$,其中 $IT_{ij}^{k}(t)=DT_{kj}(t)$。

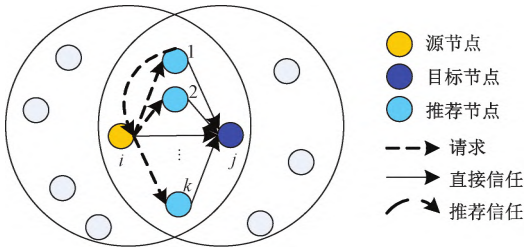



图 2 推荐信任图

Figure 2 Recommended trust graph

本文采用离散型最小-平均贴近度,计算各推荐节点的交互贴近度为

$$\tau_{ij}^{k}(t)=2\cdot\frac{\min(DT_{ij}(t),DT_{kj}(t))}{DT_{ij}(t)+DT_{kj}(t)}。\tag{7}$$

推荐节点的交互贴近度 $\tau_{ij}^{k}$ 越小,推荐节点的信任程度就越低,越可能是来自恶意节点的虚假推荐,计算间接信任时不考虑此类推荐节点。设置贴近度界限值 $\varepsilon$,将贴近度 $\tau_{ij}^{k}<\varepsilon$ 的推荐节点滤除。将 $\tau_{ij}^{k}\geqslant\varepsilon$ 的节点加入到可信推荐节点集合 $S$ 中,于是,各推荐节点的权重 $\sigma_k$ 可通过集合 $S$ 中贴近度归一化计算得到:

$$\sigma_k(t)=\frac{\tau_{ij}^{k}(t)}{\sum_{k\in S}\tau_{ij}^{k}(t)}。\tag{8}$$

因此,由式(9)计算可得到间接信任:

$$IT_{ij}(t)=\sum_{k=1}^{n}\sigma_k(t)\,IT_{ij}^{k}(t)。\tag{9}$$

### 1.3 综合信任

为提高信任模型的检测精度,综合信任值由节点的间接信任值与直接信任值进行加权求和得到,公式如下:

$$CT_{ij}(t)=\gamma DT_{ij}(t)+(1-\gamma)\,IT_{ij}(t)。\tag{10}$$

式中:$\gamma\in(0,1]$ 为加权因子,其大小由直接信任值以及间接信任中的变量共同确定。

$$\gamma=\frac{1}{1+\dfrac{N(S)}{N(S)+1}\left(1+\dfrac{1}{N((\Delta\alpha_{ij}+\Delta\beta_{ij})_{DT_{ij}})}\right)}。\tag{11}$$

式中:$N((\Delta\alpha_{ij}+\Delta\beta_{ij})_{DT_{ij}})$ 表示在直接信任中 $\Delta t$ 时间内正常和非正常通信的总交互次数;$N(S)$ 表示在可信推荐节点集合中推荐节点的个数。

## 2 信任值预测模型

### 2.1 信任值更新

信任值更新时,将上一周期的综合信任值 $CT_{ij}(t-1)$ 加到更新计算中,可以使信任值的迭代上升速度变缓,恶意节点的信任值下降速度加快,此时综合信任值 $CT_{ij}^{new}(t)$ 计算公式如下:

$$CT_{ij}^{new}(t)=(1-\lambda)\,CT_{ij}(t)+\lambda CT_{ij}(t-1);\tag{12}$$

$$\lambda=\frac{1}{\pi}\cdot\arctan(\eta\cdot\Delta CT_{ij})+\frac{1}{2}。\tag{13}$$

式中:$\Delta CT_{ij}=CT_{ij}(t)-CT_{ij}(t-1)$;$\lambda$ 为自适应权值;$\eta$ 表示权值 $\lambda$ 对信任差 $\Delta CT_{ij}$ 的敏感程度,本文选取 $\eta=10$。当信任值上升,信任差 $\Delta CT_{ij}>0$ 时,$\lambda>0.5$,即 $t-1$ 时刻的信任值的权值更大,会更多地考虑前一周期的信任值,信任值的增长速度减缓;反之,当信任差 $\Delta CT_{ij}<0$ 时,$\lambda<0.5$,此时将会更多地考虑当前周期的信任值,使得信任值的整体下降速度加快。

### 2.2 信任值预测

综合信任值是基于不同时间收集的数据,将数据看作一个时间序列,并随时间变化。信任值不断更新,信任数据存在相关性,由于各个时间序列数值不是独立的,所以可以通过过去时刻的数据推断出未来时刻的数据。因此,可依据窗口中信任数据的相关性搭建信任值预测模型。

利用正常状态的数据建立预测模型,与当前状态对比。本文借助 AR(auto-regressive)模型处理信任数据[11-12],与其他模型相比,本文采用的模型处理速度较快且整体运算量较低,非常适合 WSN 异常检测环境。采用滑动时间窗对综合信任值进行预测。图 3 为滑动时间窗口。

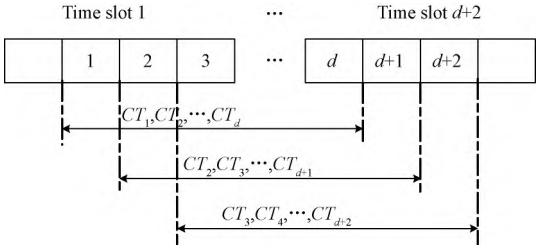



图 3 滑动时间窗口

Figure 3 Slide the time window

如图 3 所示,随着信任值数据的不断更新,时间窗口不断向后进行迭代,通过窗口采集到 $d$ 个时间序列{$CT_1$,$CT_2$,…,$CT_d$},并建立 AR($p$)模型,预测 $CT_{d+1}$。采用最小二乘法估计 AR($p$)模型的未确定参数。采用 AR(2)模型预测信任值,AR(2)模型的表达式如下:

$$CT_{d+v}=\varphi_1 CT_{d+v-1}+\varphi_2 CT_{d+v-2}+e_{d+v}。\tag{14}$$

式中:$\varphi_1$、$\varphi_2$ 为 AR(2)模型的未确定参数;$e_{d+v}$ 为干扰项,本文中正常节点信任值缓慢上升,可令 $e_{d+v}=0$,$v$ 为滑动变量,$v=0,1,\cdots,W$($W$=迭代周期-$d$-1)。AR(2)模型中的未确定参数可以被 $CT_{d+v}$ 所估算。计算过程为

$$\begin{cases} CT_{3+v} = \hat{\varphi}_1 CT_{2+v} + \hat{\varphi}_2 CT_{1+v}; \\ CT_{4+v} = \hat{\varphi}_1 CT_{3+v} + \hat{\varphi}_2 CT_{2+v}; \\ \vdots \\ CT_{d+v} = \hat{\varphi}_1 CT_{d+v-1} + \hat{\varphi}_2 CT_{d+v-2}。 \end{cases} \tag{15}$$

通过最小二乘法估算,得出估算数值 $\hat{\varphi}_1$、$\hat{\varphi}_2$,流程如下:

$$\overline{\boldsymbol{CT}}_d(v) = \begin{bmatrix} CT_{3+v} \\ CT_{4+v} \\ \vdots \\ CT_{d+v} \end{bmatrix}; \tag{16}$$

$$\boldsymbol{CT}_d(v) = \begin{bmatrix} CT_{2+v} & CT_{1+v} \\ CT_{3+v} & CT_{2+v} \\ \vdots & \vdots \\ CT_{d+v-1} & CT_{d+v-2} \end{bmatrix}; \tag{17}$$

$$[\hat{\varphi}_1, \hat{\varphi}_2]^{\mathrm{T}} = (\boldsymbol{CT}_d^{\mathrm{T}}(v)\,\boldsymbol{CT}_d(v))^{-1}\boldsymbol{CT}_d^{\mathrm{T}}(v)\,\overline{\boldsymbol{CT}}_d(v)。 \tag{18}$$

得到的单步预测模型为

$$\widehat{\boldsymbol{CT}}_{d+1} = \sum_{p=1}^{2} \hat{\varphi}_p CT_{d-p+1}。 \tag{19}$$

最后,比较预测信任值和实际信任值的差值是否超过信任阈值,超出则判定为恶意节点。

FSEPM 信任模型包括直接信任模块、间接信任模块、信任集成模块、信任更新模块和信任预测模块,流程图如图 4 所示。

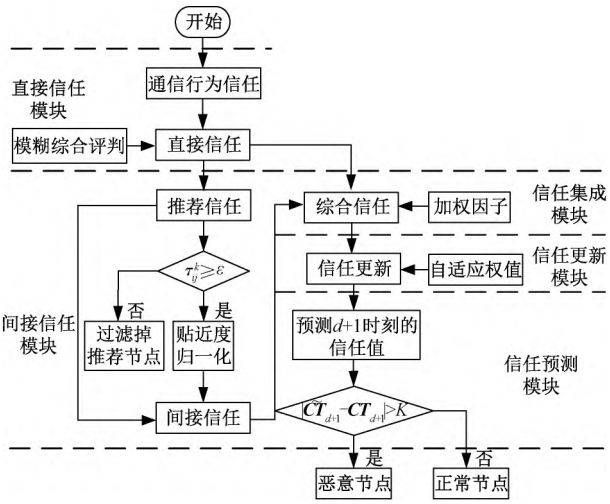



图 4　FSEPM 模型流程图

Figure 4　FSEPM model flow chart

## 3　仿真分析

本文采用 MATLAB2020b 来搭建仿真环境,定义正常节点数据转发率为 0.9 ~ 1.0,恶意节点以 0.1 ~ 0.5 的概率丢弃数据包,每进行一次迭代后评估一次所有节点的信任值,将一次迭代所需时间分成若干个时间段,每个时间段进行一次转发率的记录。选取不同恶意节点比例分析性能,详细参数如表 1 所示。

表 1　仿真参数

Table 1　Simulation parameters

| 参数 | 取值 |
|---|---|
| 仿真区域/m² | 100×100 |
| 节点总数 | 100 |
| 通信半径/m | 20 |
| 初始信任值 | 0.5 |
| 初始能量/J | 2 |
| 数据包大小/bit | 800 |
| 迭代次数 | 50 |
| $\theta$ | 150 |
| $\varepsilon$ | 0.8 |
| $\eta$ | 10 |

### 3.1　检测方法有效性验证

#### 3.1.1　恶意节点信任值分析

图 5 为恶意节点信任值变化曲线。如图 5 所示,在不同恶意节点比例下,对网络中恶意节点在每个时间段所得到的信任值取平均值,随着恶意行为次数的累积,信任值总体呈下降趋势,通过对信任值进行分析,为信任评估检测提供参考。

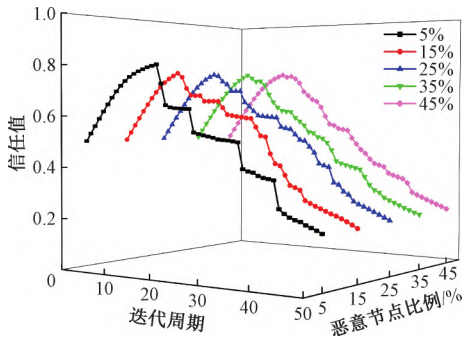



图 5　恶意节点信任值变化曲线

Figure 5　Malicious node trust value change curve

#### 3.1.2　信任阈值的选取

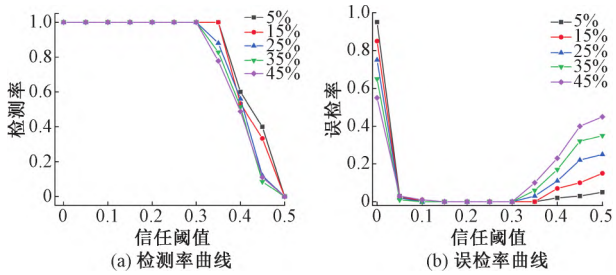
本文采用检测率 *DR* 和误检率 *FPNR* 对算法性能进行评价,公式如下:

$$DR = \frac{\text{识别恶意节点个数}}{\text{恶意节点总数}}; \tag{20}$$

$$FPNR = \frac{\text{误判节点个数} + \text{漏检节点个数}}{\text{节点总数}}。 \tag{21}$$

图 6 为信任阈值对检测率和误检率的影响。由图 6(a) 可以看出,随着信任阈值的增加,检测率从 0.30 开始呈下降趋势,在不同的恶意节点比例场景下,当信任阈值在 [0,0.30] 时,所有的恶意节点能够被有效识别,检测率达到 1;随着信任阈值由 0.30 提高到 0.50,恶意节点被识别的个数在减少,出现

明显的漏检,导致恶意节点检测率快速减小。由图 6(b)可以看出,当信任阈值由 0 增加到 0.50 时,误检率先骤减,在达到一定阈值后逐渐上升;在信任阈值为 [0.15,0.30] 时,误检率达到最低;当阈值大于 0.30 后,误检率增高,恶意节点所占比例越大,误检率的增加速度越快,直到达到峰值。综合考虑检测率和误检率实验结果,选取 [0.15,0.30] 作为本文信任评估模型的信任阈值的取值范围。根据正态分布的 $3\sigma$ 原则,数值分布在 $[\mu-3\sigma,\mu+3\sigma]$ 内的概率为 99.7%,$\mu=0.225$,$\sigma=0.025$。基于该原则,取正态分布 $x=\mu$ 对称轴为信任阈值 $K$,则 $K$ 取 0.225。



(a) 检测率曲线 (b) 误检率曲线

图 6 信任阈值对检测率、误检率的影响

Figure 6 Effect of trust threshold on detection rate and false detection rate

### 3.2 本文检测方法与其他方法的性能对比分析

在 MATLAB 平台上进行性能评估和安全评估,将 BTMS[13]、ATSDA[14] 和 FSEPM 模型进行比较。

#### 3.2.1 信任值分析

图 7 为正常节点和恶意节点的信任值比较。由图 7 可以看出,对于正常节点之间的综合信任,BTMS 信任值的增长速度要快于其他 2 种算法;在 ATSDA 中,由于开始时受到惩罚因素和调节函数的影响,信任值的增长速度比 BTMS 算法要慢;FSEPM 将历史因素加入到信任值更新中,其信任值的增长速度慢于 BTMS 和 ATSDA,可有效避免短时间内信任的迅速提升。另一方面,对于恶意节点之间的综合信任,由于 FSEPM 的信任差 $\Delta CT_{ij}<0$,$\lambda$ 会更接近 0,此时更多考虑当前时刻的信任值,导致更新后的节点信任值更小,综合信任值比其他算法的综合信任值下降更快,可更准确评估节点之间的信任,敏锐反映节点交互行为的变化。

#### 3.2.2 检测率和误检率的对比分析

图 8 为不同恶意节点比例对检测率和误检率的影响。由图 8(a)可以看出,4 种信任模型的检测率都随着恶意节点比例的增加呈下降趋势。计算综合信任时,在 BTMS 模型中,直接信任未超出信任阈值时,才考虑直接信任和间接信任;在 ATSDA 模型中,很难确定节点间交互次数阈值,从而影响节点的信

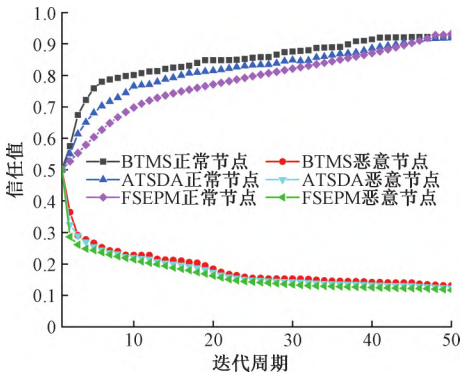
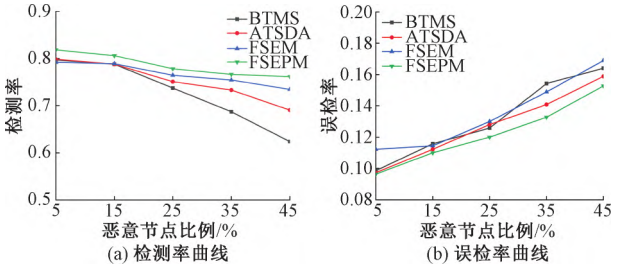


图 7 正常节点和恶意节点的信任值比较

Figure 7 Comparison of trust value for normal node and malicious node

任值确定和检测准确性。而 FSEM 模型与 FSEPM 模型以模糊综合评判和贴近度对信任值分配权重,利用直接信任和推荐信任中的因素对综合信任分配权重,降低人为分配权重给评估模型带来的影响,减轻了决策者的负担,增强了模型的普适性,使检测结果更准确。

由图 8(b)可以看出,随着恶意节点占比的逐渐增加,4 种方法的误检率呈上升趋势。BTMS 和 ATSDA 模型仅通过节点间交互行为判断节点的信任值,而 FSEM 和 FSEPM 模型综合考虑了节点的多指标变化情况判定节点状态,但由于信任值增难减易的特性,影响对节点性质的判断速度。因此,本文 FSEPM 模型是以信任值为数据构建的预测模型,能够将预测信任值与实际信任值相差较大的节点快速找出,识别出恶意节点,使得检测结果更加准确。结果表明,FSEPM 具有较强的信任评估能力和检测攻击能力。



(a) 检测率曲线 (b) 误检率曲线

图 8 恶意节点比例对检测率和误检率的影响

Figure 8 Effect of malicious node ratios on detection rate and false detection rate

#### 3.2.3 不同攻击的检测率对比分析

图 9 为不同信任模型下的攻击检测率。由图 9 可以看出,FSEPM 模型在污水池攻击、虫洞攻击、选择性转发攻击和开关攻击这 4 种典型攻击中的检测率仍高于 BTMS 和 ATSDA 模型。因此,FSEPM 模型能够提高 WSN 的安全性,及时准确地发现并检测出恶意节点,将恶意节点在全网隔离,降低网络损

耗，延长网络生命周期，实现数据的可靠传输。

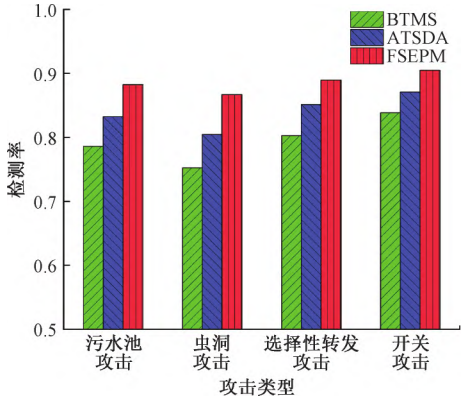



**图 9　不同信任模型下的攻击检测率**

**Figure 9　Attack detection rate with different trust models**

## 4　结论

本文针对 WSN 安全问题，提出一种融合多指标的 WSN 动态信任评估预测模型。该模型首先采用模糊综合评判对直接信任值分配权重，改善主观分配权重带来的问题，同时利用贴近度理论计算间接信任，不考虑虚假推荐; 其次，运用直接信任和间接信任变量得出自适应权值计算综合信任; 最后，采用 AR 预测模型将预测信任值和实际信任值进行差值运算，与信任阈值比较检测出恶意节点。仿真结果表明，本文提出的 FSEPM 模型相较于其他模型具有明显优势，WSN 中恶意节点的信任值下降程度明显，结合预测模型能有效检测出恶意节点，模型检测率较高，误检率较低。WSN 在攻击检测方面还有待进一步研讨，下一阶段将针对污水池攻击方式完善信任评估模型，提升 FSEPM 模型的实用性及网络的安全性。

## 参考文献:


[1] 李建坡，张庆华，张展图，等. 基于拥塞控制的无线传感器网络能耗优化路由算法 [J]. 东北电力大学学报，2020，40(4)：69-74.
LI J P，ZHANG Q H，ZHANG Z T，et al. Congestion control and energy optimization routing algorithm for wireless sensor networks [J]. Journal of Northeast Electric Power University，2020，40(4)：69-74.

[2] 张安琳，张启坤，黄道颖，等. 基于 CNN 与 BiGRU 融合神经网络的入侵检测模型 [J]. 郑州大学学报(工学版)，2022，43(3)：37-43.
ZHANG A L，ZHANG Q K，HUANG D Y，et al. Intrusion detection model based on CNN and BiGRU fused neural network [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science)，2022，43(3)：37-43.

[3] FANG W D，ZHANG C L，SHI Z D，et al. BTRES: beta-based trust and reputation evaluation system for wireless sensor networks [J]. Journal of Network and Computer Applications，2016，59：88-94.

[4] RAM P V，LATHA P. Fuzzy trust protocol for malicious node detection in wireless sensor networks [J]. Wireless Personal Communications，2017，94(4)：2549-2559.

[5] KURDI H，ALFARIES A，AL-ANAZI A，et al. A lightweight trust management algorithm based on subjective logic for interconnected cloud computing environments [J]. The Journal of Supercomputing，2019，75(7)：3534-3554.

[6] BUSI R V，VENKATARAMAN S，NEGI A. Communication and data trust for wireless sensor networks using D-S theory [J]. IEEE Sensors Journal，2017，17(12)：3921-3929.

[7] YIN X Q，LI S N. Trust evaluation model with entropy-based weight assignment for malicious node´s detection in wireless sensor networks [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking，2019，2019：198.

[8] 尹荣荣，张文元，杨绸绸，等. 基于简化云与 K/N 投票的选择性转发攻击检测方法 [J]. 电子与信息学报，2020，42(12)：2841-2848.
YIN R R，ZHANG W Y，YANG C C，et al. A selective forwarding attack detection method based on simplified cloud and K/N voting model [J]. Journal of Electronics & Information Technology，2020，42(12)：2841-2848.

[9] 秦丹阳，贾爽，杨松祥，等. 基于信任感知的无线传感器网络安全路由机制研究 [J]. 通信学报，2017，38(10)：60-70.
QIN D Y，JIA S，YANG S X，et al. Research on trust sensing based secure routing mechanism for wireless sensor network [J]. Journal on Communications，2017，38(10)：60-70.

[10] 滕志军，杜春秋，孙汇阳，等. 融合节点信誉度和路径跳数的 WSNs 虫洞攻击检测策略 [J]. 哈尔滨工业大学学报，2021，53(8)：64-71，131.
TENG Z J，DU C Q，SUN H Y，et al. A wormhole attack detection strategy integrating node creditworthiness and path hops in WSNs [J]. Journal of Harbin Institute of Technology，2021，53(8)：64-71，131.

[11] 王秋惠. 基于空间自回归模型的电力系统中长期负荷特性分析与预测 [J]. 东北电力大学学报，2021，41(3)：118-123.
WANG Q H. The characteristic analysis and forecasting of mid-long term load based on spatial autoregressive model [J]. Journal of Northeast Electric Power University，2021，41(3)：118-123.

[12] 陈浩杰，黄锦，左兴权，等. 基于宽度 & 深度学习的

基站网络流量预测方法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2022, 43(1): 7-13.
CHEN H J, HUANG J, ZUO X Q, et al. Base Station network traffic prediction method based on wide & deep learning [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2022, 43(1): 7-13.

[13] FENG R J, HAN X N, LIU Q, et al. A credible Bayesian-based trust management scheme for wireless sensor networks [J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 11(11): 678926.

[14] 叶正旺, 温涛, 刘振宇, 等. 基于信任模型的WSNs安全数据融合算法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2019, 40(6): 789-794.
YE Z W, WEN T, LIU Z Y, et al. An algorithm of trust-based secure data aggregation for wireless sensor networks [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2019, 40(6): 789-794.

## A Dynamic Trust Evaluation and Prediction Model for WSN Based on Multiple Indexes

TENG Zhijun[1,2], LI Meng[2], GU Jinliang[2], YU Libo[2], WANG Jihong[1,2]

(1.Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology of Ministry of Education, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China; 2.School of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China)

**Abstract:** To address the security problems caused by malicious nodes in wireless sensor networks, in this study, based on the Bayesian trust models, the adaptive reputation maintenance function was introduced to reduce the influence of the previous node and number of interaction, and the abnormal weakening factor was introduced to reduce the false detection of node by the abnormal behaviors caused by network faults, and combined with the fuzzy evaluation mechanism, to calculate direct trust. In order to improve the reliability of recommendation trust evaluation, the similarity measure theory was adopted to assign weight to different recommendation nodes and redistribute to obtain indirect trust. In order to improve the detection accuracy of the trust model, a weighted factor was adopted to determine the size of the comprehensive trust value jointly by variables in direct and indirect trust. Using the adaptive weighting dynamic updating comprehensive trust value, it could effectively avoid the rapid promotion of trust in a short time, and use the sliding time window to predict the comprehensive trust value. The WSN dynamic trust evaluation and prediction model integrating multiple indicators FSEPM was built. The difference between the predicted trust value and the actual trust value was compared with the trust threshold to judge the node property. Simulation results showed that the trust evaluation model could accurately and reliably evaluate the trust relationship between nodes, detect malicious nodes effectively, and improve the security of wireless sensor networks.

**Keywords:** fuzzy comprehensive evaluation; similarity measure theory; wireless sensor network; trust threshold