

文章编号:1007-5321(2017)02-0067-06

DOI:10.13190/j.jbupt.2017.02.010

基于动态直觉模糊多属性的链路质量参数优选

刘琳岚¹, 胡刚², 刘松¹, 刘文波¹, 郭娜³

(1. 南昌航空大学 信息工程学院, 南昌 330063; 2. 北京遥测技术研究所, 北京 100074;
3. 联通兴业通信技术有限公司, 北京 100005)

摘要: 为选择有代表性的、较全面反映链路质量的参数,提出了基于动态直觉模糊多属性决策的链路质量参数优选方法。从链路质量评估的稳定性和敏捷性出发,以 4 种不同链路质量等级下的决策矩阵作为优选依据,采用优劣解距离法得到备选参数集的排序,并进行筛选,根据贴近度对筛选后的备选参数集进行加权平均融合,得到优选的基于动态直觉模糊多属性的链路质量参数。实验结果表明,与平滑后的包接收率、模糊链路质量评估器(F-LQE)相比,采用优选的链路质量参数具有较强的稳定性和敏捷性。

关键词: 无线传感器网络; 链路质量参数; 动态直觉模糊多属性; 链路质量评估
中图分类号: TP393 **文献标志码:** A

Optimization of Link Quality Parameter Based on Dynamic Intuitionistic Fuzzy Multiple Attribute

LIU Lin-lan¹, HU Gang², LIU Song¹, LIU Wen-bo¹, GUO Na³

(1. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;
2. Beijing Research Institute of Telemetry, Beijing 100074, China; 3. Unicom Xingye Communication Technology Co. Ltd, Beijing 100005, China)

Abstract: To select typical and comprehensive parameters reflecting link quality, an optimization approach was proposed based on dynamic intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making. Considering stability and agility of link quality estimation, a method for order preference by similarity to an ideal solution was employed to get sorted parameters in candidate set according to decision making matrix coming from four different link levels, so that parameters are selected from sorted parameters. Based on the closeness of selected parameters, the selected parameters are fused with weighted average so as to achieve optimized link quality parameter which is the quality indicator based on dynamic intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making (DMD-LQI). Experiments show that comparing with smoothed packet reception ratio (SPRR), fuzzy link quality estimator (F-LQE), the optimization approach is of better stability and agility.

Key words: wireless sensor networks; link quality parameter; dynamic intuitionistic fuzzy multiple attribute; link quality evaluation

无线传感器网络 (WSNs, wireless sensor networks) 是由大量部署在监控区域的微型传感器节点

收稿日期: 2016-04-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(61363015,61262020); 江西省教育厅科学技术重点资助项目(GJJ150702); 江西省高等学校科技落地计划项目(KJLD14054)

作者简介: 刘琳岚(1968—), 女, 教授, 硕士生导师, E-mail: liulinlan@nchu.edu.cn.

通过无线射频方式形成的多跳自组织网络^[1]. WSNs 在军事、环境监测、智慧城市等领域有着较为广阔的应用前景. 链路质量是拓扑控制、路由和移动管理等上层协议的基础, 准确的链路质量评估不仅可以减少数据包的重传、提高整个网络的数据吞吐率^[2], 还可延长整个网络的工作时间. 选择有代表性的、较全面反映链路质量的参数可提高链路质量评估的准确率.

1 相关研究

链路质量参数可以分为 3 类: 基于硬件的参数、基于软件的参数和多参数组合的链路质量参数^[2].

常用的基于硬件的链路质量参数有接收信号强度指示 (RSSI, receive signal strength indicator)、链路质量指示 (LQI, link quality indicator)、信噪比 (SNR, signal to noise ratio) 等^[2].

常用的基于软件的链路质量参数有包接收率 (PRR, packet reception ratio)、包成功接收率 (PSR, packet success ratio)、包成功接收传输次数^[2].

多参数组合的链路质量参数融合了不同参数间的评估效果, 可改进单一参数评估的缺陷. Boano 等^[3]通过直角三角形将 SNR 和 LQI 相结合, 得到链路质量参数 The Triangle Metric, 实验结果表明, 在节点快速移动的场景下, 也能保证评估算法的健壮性; Liu 等^[4]提出了 4C 链路质量预测方法, 综合考虑物理层与链路层的参数, 采用 Logistic 回归方法预测 PRR; Guo 等^[5]基于模糊逻辑, 设计出反映链路波动性、突发性的指标, 采用贝叶斯网络训练样本, 实现对链路质量的多维评估. 多参数组合方法以减少开销、提高评估准确率为目标, 但因参数选取及结合方式不同, 评估效果也不同, 如何筛选、组合参数以达到最佳评估效果是当前多参数组合研究的主流方向. 笔者采用动态直觉模糊多属性决策方法优选链路质量参数, 以 4 种不同链路等级下的决策信息表作为优选依据, 采用优劣解距离 (TOPSIS, technique for order preference by similarity to an ideal solution) 法得到备选参数集的排序, 根据贴近度对备选参数集进行筛选.

2 动态直觉模糊多属性决策方法

1965 年, Zadeh 提出模糊集理论; 1970 年, Bellman 和 Zadeh 利用模糊集理论解决多属性决策问题, 提出了模糊决策分析的概念和模型, 用于解决实

际决策中的不确定性问题; 1983 年, Atanassov 提出直觉模糊数的概念, 直觉模糊数包含了隶属度、非隶属度和犹豫度 3 个方面的信息, 是对模糊数的一种扩充, 它能够更加灵活地描述被评估事物的属性^[6].

动态直觉模糊多属性^[6]决策是一种属性值为直觉模糊数且存在多时刻决策信息的一种决策问题. 这类问题的求解包括多个时刻决策信息的综合以及多个属性的综合, 对于多时刻决策信息的综合需要引入动态直觉模糊加权几何算子. 该类问题求解步骤包括综合所有时刻的决策矩阵、综合各方案的所有属性、计算各方案的总得分并排序.

3 链路质量参数的优选

采用动态直觉模糊多属性^[6]决策方法优选链路质量参数的过程: 视每一个链路质量参数为一个可行方案, 将各个链路质量参数记为 A_1, A_2, \dots, A_m , 将可行的链路质量参数集合作为备选参数集; 定义链路质量参数的评价 c_1, c_2, \dots, c_n ; 给定评价链路质量参数的多个时刻, 视每一个链路等级为一个评价时刻, 将各个链路等级记为 t_1, t_2, \dots, t_k ; 确定每个评价指标的权重 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$, 满足 $\omega_1 + \omega_2 + \dots + \omega_n = 1$; 确定每个评价时刻的权重 $\eta(t_1), \eta(t_2), \dots, \eta(t_k)$; 从备选参数集中剔除贴近度小于均值的参数; 以方案贴近度作为融合权重, 对筛选后的备选参数采用加权平均法进行融合, 得到基于动态直觉模糊多属性的链路质量参数 (DMD-LQI, link quality indicator based on dynamic intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making).

3.1 备选参数集

基于硬件的链路质量参数可从 WSNs 节点直接获取, 具有开销少、反应速度快的特点; 基于软件的链路质量参数需要节点程序或后台服务器处理后得到, 开销大、有一定延迟, 但准确度较好; 4C、Four-Bit 和模糊链路质量评估器 (F-LQE, fuzzy link quality estimator) 等复合型链路质量参数间存在较大的相关性, 不利于参数筛选. 笔者选择 $A = \{LQI, RSSI, SNR, PRR, PSR\}$ 为备选参数集, 表示为 $A = \{\delta, \gamma, \varepsilon, \theta, \psi\}$, 其中 δ 为参数 LQI 的变量, γ 为参数 RSSI 的变量, ε 为参数 SNR 的变量, θ 为参数 PRR 的变量, ψ 为参数 PSR 的变量.

3.2 链路质量参数的评价指标

稳定性是描述链路质量参数随链路波动的属

性,采用直觉模糊数表征链路质量参数的稳定性. 选取 10 个样本值为一组数据,计算归一化后每组数据的均值及方差,通过隶属度及非隶属度函数统计出结果为肯定、否定及弃权的样本,计算出直觉模糊数. 设 X 为某链路质量参数测量值归一化后的集合,则集合 X 上直觉模糊数为 $A = \{[\mu_A(x), \nu_A(x), \pi_A(x)] \mid x \in X\}$, 其中 $\mu_A(x) = k/n, \nu_A(x) = l/n, \pi_A(x) = 1 - \mu_A(x) - \nu_A(x)$ 分别为集合 X 上元素 x 属于 A 的隶属度函数、非隶属度函数和犹豫度, k 为肯定点个数, l 为否定点个数, n 为集合 X 中的元素总数.

进行分组统计,将集合 X 分成若干个小集合,每个小集合 X_i 有 10 个连续的数值, \bar{X}_i 和 $D_i(x)$ 分别为第 $i(i=1,2,\cdots,n)$ 组数据的均值和方差,肯定点、否定点及弃权点的统计标准如下.

1) 当 $D_i(x) > 0.05$ 时,该组测量值记为否定点;

2) 当 $D_i(x) \leq 0.025$ 时,该组测量值记为肯定点;

3) 当 $0.025 < D_i(x) \leq 0.05$ 时,该组中满足 $\bar{X}_i - D_i(x) \leq x \leq \bar{X}_i + D_i(x)$ 的测量值记为肯定点,否则记为否定点;

4) 该组中异常测量值样本记为弃权点;

5) 统计肯定点、否定点、弃权点的个数.

敏捷性是描述链路质量参数在链路状态发生变化时做出反应的属性,它在适应链路变化和应对链路突变性方面显得尤为重要. 采用直觉模糊数表征链路的敏捷性,与稳定性类似,对测量值归一化,用同样的实验样本统计肯定点、否定点和弃权点的个数,统计标准如下.

1) 当 $D_i(x) < 0.01$ 时,该组测量值记为否定点;

2) 当 $0.01 \leq D_i(x) < 0.05$ 时,该组中满足 $x > \bar{X}_i + D_i(x)$ 或 $x < \bar{X}_i - D_i(x)$ 的测量值记为肯定点,否则记为否定点;

3) 当 $0.05 \leq D_i(x) < 0.075$ 时,该组中满足 $x > \bar{X}_i + 3D_i(x)$ 或 $x < \bar{X}_i - 3D_i(x)$ 的测量值记为肯定点,否则记为否定点;

4) 该组中异常测量值样本记为弃权点;

5) 统计肯定点、否定点、弃权点的个数.

3.3 链路等级划分

不同链路等级下,链路质量参数的评估结果存在较大差异. 例如,干扰较小的情况下评估效果较

好,干扰较大时无法准确评估当前链路. 采用直觉模糊数表示多个时刻的决策信息,可以综合多个不同链路等级对链路质量参数进行评估.

根据链路中呈现的不同特性,将链路质量等级划分为连接区 (PRR 为 80% ~ 100%)、上半过渡区 (PRR 为 40% ~ 80%)、下半过渡区 (PRR 为 10% ~ 40%) 和非连接区 (PRR 为 0% ~ 10%).

3.4 动态直觉模糊多属性决策矩阵

备选参数集 $A = \{\delta, \gamma, \varepsilon, \theta, \psi\}$ 的评价指标为 $C = \{\text{稳定性,敏捷性}\}$, 4 个链路等级的评价时刻 t_1, t_2, t_3, t_4 分别对应连接区、上半过渡区、下半过渡区、非连接区. 动态直觉模糊多属性决策矩阵如表 1 所示.

表 1 动态直觉模糊多属性决策矩阵

链路等级	备选参数	稳定性	敏捷性
连接区	LQI	$(\mu_{11}, \nu_{11}, \pi_{11})_{t_1}$	$(\mu_{12}, \nu_{12}, \pi_{12})_{t_1}$
	RSSI	$(\mu_{21}, \nu_{21}, \pi_{21})_{t_1}$	$(\mu_{22}, \nu_{22}, \pi_{22})_{t_1}$
	SNR
	PRR
	PSR	$(\mu_{51}, \nu_{51}, \pi_{51})_{t_1}$	$(\mu_{52}, \nu_{52}, \pi_{52})_{t_1}$
上半过渡区	LQI	$(\mu_{11}, \nu_{11}, \pi_{11})_{t_2}$	$(\mu_{12}, \nu_{12}, \pi_{12})_{t_2}$
	RSSI	$(\mu_{21}, \nu_{21}, \pi_{21})_{t_2}$	$(\mu_{22}, \nu_{22}, \pi_{22})_{t_2}$
	SNR
	PRR
	PSR	$(\mu_{51}, \nu_{51}, \pi_{51})_{t_2}$	$(\mu_{52}, \nu_{52}, \pi_{52})_{t_2}$
下半过渡区	LQI	$(\mu_{11}, \nu_{11}, \pi_{11})_{t_3}$	$(\mu_{12}, \nu_{12}, \pi_{12})_{t_3}$
	RSSI	$(\mu_{21}, \nu_{21}, \pi_{21})_{t_3}$	$(\mu_{22}, \nu_{22}, \pi_{22})_{t_3}$
	SNR
	PRR
	PSR	$(\mu_{51}, \nu_{51}, \pi_{51})_{t_3}$	$(\mu_{52}, \nu_{52}, \pi_{52})_{t_3}$
非连接区	LQI	$(\mu_{11}, \nu_{11}, \pi_{11})_{t_4}$	$(\mu_{12}, \nu_{12}, \pi_{12})_{t_4}$
	RSSI	$(\mu_{21}, \nu_{21}, \pi_{21})_{t_4}$	$(\mu_{22}, \nu_{22}, \pi_{22})_{t_4}$
	SNR
	PRR
	PSR	$(\mu_{51}, \nu_{51}, \pi_{51})_{t_4}$	$(\mu_{52}, \nu_{52}, \pi_{52})_{t_4}$

3.5 采用 TOPSIS 法排序

TOPSIS 法是多目标决策分析中常用的有效方法,根据有限个评价对象与理想化目标的接近程度进行排序,是在现有的对象中进行相对优劣的评价. 采用 TOPSIS 法进行排序,步骤如下.

1) 评价指标的权重分配

采用客观赋权法分配链路质量评估的稳定性和敏捷性,采用熵值法进行属性权重的分配.

对于评价属性集 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_n\}$, 方案 G_j 属性权重的计算公式为

$$\omega_j = \frac{(1 - S(G_j))}{\sum_{j=1}^n (1 - S(G_j))} \quad (1)$$

其中 $S(G_j)$ 为属性 G_j 的熵。

2) 综合所有时刻的直觉模糊矩阵

利用动态直觉模糊加权平均算子 (DIFWA, dynamic intuitionistic fuzzy weighted averaging operator)^[6] 对所有时刻的决策矩阵进行融合, 通过 DIFWA 将所有直觉模糊决策矩阵 $\mathbf{R}(t_k) = (r_{ij}(t_k))_{m \times n}$ ($k = 1, 2, \dots, p$) 综合成统一的直觉模糊决策矩阵 $\mathbf{R} = (r_{ij})_{m \times n}$, 即

$$r_{ij} = F_{\lambda(t)}(r_{ij}(t_1), r_{ij}(t_2), \dots, r_{ij}(t_p)) \quad (2)$$

其中: F 为 DIFWA 方法, $\lambda(t)$ 为不同时刻的权重向量。

3) 建立直觉模糊数的正理想值向量和负理想值向量

通过与理想值进行比较, 反映出备选参数之间的优势和劣势。

定义 $\alpha^+ = (\alpha_1^+, \alpha_2^+, \dots, \alpha_m^+)^T$ 为正理想值, $\alpha^- = (\alpha_1^-, \alpha_2^-, \dots, \alpha_m^-)^T$ 为负理想值。显然, 正负理想值中, $\alpha_i^+ = (1, 0, 0)$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 是备选方案的最大理想值, $\alpha_i^- = (0, 1, 0)$ ($i = 1, 2, \dots, m$) 是备选方案的最小理想值。

4) 计算备选方案与理想值之间的距离

备选方案与正理想值之间的距离为

$$d(x_i, \alpha^+) = \sum_{j=1}^n \omega_j (1 - \mu_{ij}) \quad (3)$$

备选方案与负理想值之间的距离为

$$d(x_i, \alpha^-) = \sum_{j=1}^n \omega_j (1 - \nu_{ij}) \quad (4)$$

其中 $i = 1, 2, \dots, m$ 。

5) 排序备选方案

采用相对贴近度判断备选方案的优劣, 即

$$c(x_i) = \frac{d(x_i, \alpha^-)}{d(x_i, \alpha^+) + d(x_i, \alpha^-)}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

将式(3)和式(4)代入式(5), 得到

$$c(x_i) = \frac{\sum_{j=1}^n \omega_j (1 - \nu_{ij})}{\sum_{j=1}^n \omega_j (1 - \mu_{ij}) + \sum_{j=1}^n \omega_j (1 - \nu_{ij})}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (6)$$

3.6 链路质量参数筛选

设贴近度集合的均值为 \bar{C} , 贴近度集合为 $C = \{c(x_1), c(x_2), \dots, c(x_m)\}$, 剔除后的参数数量为 β ($0 < \beta < m$)。将贴近度小于 \bar{C} 的备选参数从备选参数集中剔除, 得到新的备选参数集合 $A' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_\beta\}$ 、新的方案贴近度集合 $C' = \{c(x'_1), c(x'_2), \dots, c(x'_\beta)\}$ 。

3.7 链路质量参数融合

以新的方案贴近度作为融合权重, 对筛选后的备选参数集采用加权平均的方法进行融合, 得到优选的链路质量参数 DMD-LQI。

参数融合规则描述如下:

1) 若筛选后的备选参数集包含 PRR 参数, 则选取 30 个 PRR 历史平均值进行新参数的融合, 利用滑动窗口更新 PRR 的历史均值, 如式(7)所示, PRR 的变化系数为 30。

$$\bar{\theta}_i = \frac{\sum_{\omega=i-30}^i \theta_\omega}{30} \quad (7)$$

2) 与 PRR 类似, 若筛选后的备选参数集包含 PSR 参数, 则选取 30 个 PSR 历史平均值进行新参数融合, 如式(8)所示。

$$\bar{\psi}_i = \frac{\sum_{\omega=i-30}^i \psi_\omega}{30} \quad (8)$$

3) SNR、LQI、RSSI 均为基于硬件的链路质量参数, 它们消耗少、反应快, 滑动窗口方式会削弱其反应快的优势, 因此基于硬件的链路质量参数不使用历史均值来进行新参数的融合。若筛选后的备选参数集包含 SNR、LQI、RSSI 中的任一参数, 将该参数在该时刻下的所有测量值进行平均, 得到该时刻下的均值。

按照上述规则融合后得到优选的链路质量参数 DMD-LQI, 计算公式为

$$\phi = \frac{\sum_{i=1}^{\beta} c(x'_i) V(x'_i)}{\beta} \quad (9)$$

其中: ϕ 为链路质量参数 DMD-LQI 的值, $V(x'_i)$ 为 $A' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_\beta\}$ 的某一部分。

4 实验设计及分析

实验选用美国 Crossbow 公司的 TelosB 节点, 在南昌航空大学物联网研究所自主研发的 WSNs 链路

质量分析测试平台上提取样本,分析不同实验场景的链路质量,通过 Matlab 对实验结果进行拟合。

4.1 数据收集

考虑到真实环境中存在的噪声、信道干扰和无线链路的多径效应,分别选取一对 TelosB 节点置于公路两侧、广场两侧以及操场的空旷处,通过 USB 数据线与 PC 端相连的节点为接收节点,发送节点与接收节点之间距离为 25 m,收集的信息包括包序列以及 RSSI、LQI 和 SNR 的测量值,由 PC 端后台软件计算得到 PRR 和 PSR。发送节点以 10 包/s 的速率向接收节点发送数据,将 10 个数据包的 PRR、PSR 值以及 RSSI、LQI、SNR 均值作为一个数据样本,即每秒产生 1 个数据样本。

4.2 备选参数集的排序

利用式(1)得到属性权重向量为

$$\omega = (0.5841, 0.4159)^T \quad (10)$$

WSNs 中,过渡区的链路质量评估尤为重要,设定链路等级的权重向量为

$$\eta(t) = (0.25, 0.35, 0.35, 0.05)^T \quad (11)$$

计算得到备选参数的综合评价值为 $c(\delta) = 0.2861$ 、 $c(\varepsilon) = 0.1976$ 、 $c(\gamma) = 0.1295$ 、 $c(\theta) = 0.2487$ 、 $c(\psi) = 0.1381$ 。

得到备选参数集的优先级排序为

$$c(\delta) > c(\theta) > c(\varepsilon) > c(\psi) > c(\gamma)$$

4.3 与其他传统链路质量参数的比较

在分析对比 DMD-LQI 的评估性能时,不仅要分析其评估的可靠性,还需分析其稳定性和敏捷性,以验证所得到的优选链路质量参数的合理性。

1) 评估结果的可靠性分析

链路质量评估的可靠性是指评估指标能否准确地评估出各类链路质量。从高质量、中等质量和低质量 3 类链路的时序图进行分析,PRR、平滑后的包接收率 (SPRR, smoothed packet reception ratio)、F-LQE^[2]与 DMD-LQI 的比较结果如图 1~图 3 所示。

由图 1 可知,高质量链路下,得到相似的评估结果,都将其评估为高质量的链路;由图 2 可知,在中等质量链路下,DMD-LQI 的评估效果明显优于 SPRR,与 F-LQE 的评估效果相当,都将链路质量评估为 0.4~0.8 之间;由图 3 可知,在低质量链路下,DMD-LQI 同样给出了恰当的评估,评估结果的曲线与 F-LQE 相似,其波动远远小于 SPRR。

2) 评估结果的稳定性分析

由图 1 可知,高质量链路下,F-LQE 的稳定性优

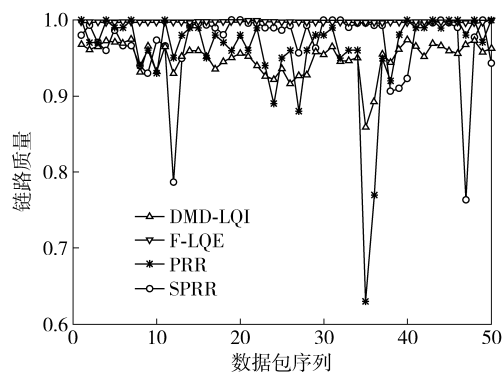


图1 高质量链路下 DMD-LQI 评估分析

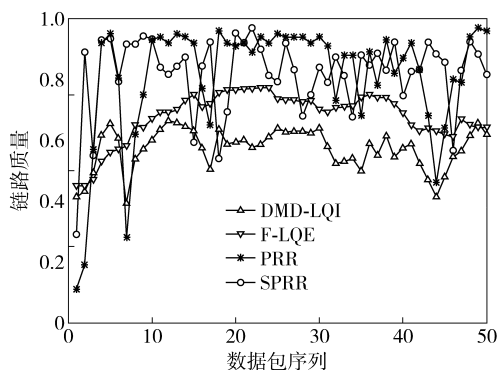


图2 中等质量链路下 DMD-LQI 评估分析

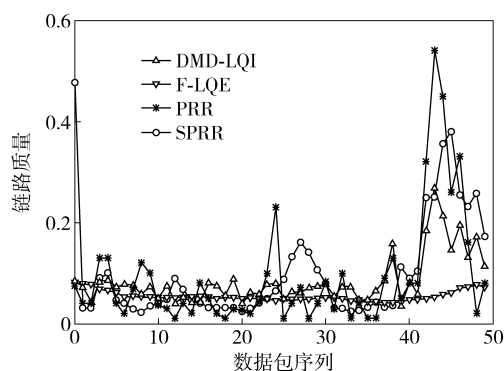


图3 低质量链路下 DMD-LQI 评估分析

于 DMD-LQI,但 F-LQE 的链路质量评估过度侧重于评估的稳定性,因此它在感知链路突发变化时较为乏力。DMD-LQI 的稳定性比较适中,由图 1 可知,序号 10~50 的链路样本中 DMD-LQI 的波动相比 SPRR 小得多;同样,在低质量链路和中等质量链路下,DMD-LQI 的波动明显小于 PRR 和 SPRR,但略微大于 F-LQE。稳定性和敏捷性是对立的两种属性,本文的目标是找到一种折中的评估效果,在保证链路质量评估可靠性的同时,既能用于链路质量波动较大的环境下,也能作用于链路突变的特殊情况。

3) 评估结果的敏捷性分析

如图3所示,低质量链路下,F-LQE的链路质量以平滑为主,它将链路中的突变舍弃,侧重于稳定的评估效果.这种情况下,会缺少对于突发链路的评估,如40~50链路样本,F-LQE的评估结果反映出链路质量没有太大改变,但从原始PRR的数据中可观察到此时的链路质量已经发生了突变,DMD-LQI很好地捕捉到了这一突变.

综上所述,在保证评估可靠性的同时,DMD-LQI有着适中的稳定性和敏捷性,在具有稳定和敏捷要求的链路质量评估中有一定的优势.

5 结束语

笔者分别在3种实验场景下收集样本数据,并划分成4种链路等级,按照属性量化公式得到多时刻下的直觉模糊数决策矩阵,进而得出DMD-LQI的计算公式.实验表明,基于DMD-LQI的链路质量评估不仅保证了评估的可靠性,同时评估结果较其他评估方法更具综合性(稳定性和敏捷性),验证了所提出的DMD-LQI是合理的.下一步将采用支持向量机方法,进一步验证DMD-LQI的有效性.

参考文献:

- [1] 马春光,李想想,王九如,等.无线传感器网络社会性网络编码方案[J].北京邮电大学学报,2011,34

(5): 38-41.

Ma Chunguang, Li Xiangxiang, Wang Jiuru, et al. Network coding scheme with sociality for WSN[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011, 34(5): 38-41.

- [2] Baccour N, Koubâa A, Youssef H, et al. Reliable link quality estimation in low-power wireless networks and its impact on tree-routing[J]. Ad Hoc Networks, 2015, 27(4): 1-25.
- [3] Boano C A, Zuniga M A, Voigt T, et al. The triangle metric: fast link quality estimation for mobile wireless sensor networks[C]//2010 International Conference on Computer Communication and Networks (ICCCN 2010). ETH Zurich, Switzerland: IEEE Press, 2010: 1-7.
- [4] Liu Tao, Cerpa A E. Foresee (4C): wireless link prediction using link features[C]//2011 International Conference on Information Processing in Sensor Networks. Chicago: IEEE Press, 2011: 294-305.
- [5] Guo Zhiqiang, Wang Qin, Wan Yadong, et al. A classification prediction mechanism based on comprehensive assessment for wireless link quality[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(6): 1229-1235.
- [6] Xu Zeshui, Cai Xiaoqiang. Dynamic intuitionistic fuzzy multi-attribute decision making[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2008, 48(1): 246-262.