

## 基于云模型的无线传感器网络链路质量的预测\*

刘琳岚<sup>1,2</sup>, 谷小乐<sup>1,2</sup>, 刘松<sup>1,3</sup>, 舒坚<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(南昌航空大学 物联网技术研究所, 江西 南昌 330063)

<sup>2</sup>(南昌航空大学 信息工程学院, 江西 南昌 330063)

<sup>3</sup>(南昌航空大学 软件学院, 江西 南昌 330063)

通讯作者: 刘琳岚, E-mail: liulinlan@nchu.edu.cn

**摘要:** 无线传感器网络中, 节点通过单跳或多跳传递信息. 如能提前获知链路质量信息, 为上层路由选择链路提供参考, 是感知信息实时、准确地送达监控中心的基础. 在分析现有基于智能学习链路质量预测方法的基础上, 提出一种基于云模型的链路质量预测机制. 通过收集不同场景下的链路质量样本, 采用自适应高斯云变换对训练样本中的 RSSI(received signal strength indication), LQI(link quality indicator), SNR(received signal strength indication)及 PRR(packet reception rate)进行链路划分; 考虑到传感器节点的资源受限问题, 采用 Apriori 算法对划分后的链路质量参数 RSSI, LQI, SNR 及 PRR 进行关联规则挖掘; 在此基础上, 基于三维云正向发生器预测链路质量. 仿真结果表明, 与基于 BP 神经网络的预测方法相比, 提出的链路质量预测机制具有较高的预测精度.

**关键词:** 无线传感器网络; 链路质量预测; 链路质量划分; 高斯云变换; 三维正向云

中文引用格式: 刘琳岚, 谷小乐, 刘松, 舒坚. 基于云模型的无线传感器网络链路质量的预测. 软件学报, 2015, 26(Suppl. (1)): 70-77. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15008.htm>

英文引用格式: Liu LL, Gu XL, Liu S, Shu J. Cloud model-based link quality prediction model for wireless sensor networks. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2015, 26(Suppl. (1)): 70-77 (in Chinese). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/15008.htm>

### Cloud Model-Based Link Quality Prediction Model for Wireless Sensor Networks

LIU Lin-Lan<sup>1,2</sup>, GU Xiao-Le<sup>1,2</sup>, LIU Song<sup>1,3</sup>, SHU Jian<sup>1,3</sup>

<sup>1</sup>(Internet of Things Technology Institute, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

<sup>2</sup>(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

<sup>3</sup>(School of Software, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

**Abstract:** Message is delivered between nodes through single hop or multiple hops in wireless sensor networks (WSNs). Obtaining link quality information in advance which provides reference for the upper routing protocol to select link is the basis of delivering to the monitoring center accurately and in time. In this paper, a concrete analysis about the related works on WSNs link prediction based on intelligent learning is presented. A novel model, Cloud Model, is proposed to predict link quality. The large amounts of link quality samples are collected from different scenarios, and then adaptive Gauss cloud transformation is applied to clustering training samples, such as RSSI, LQI, SNR and PRR. Taking the limit of node's resources into consideration, an Apriori algorithm is applied to mining the association rules from the RSSI, LQI, SNR and PRR which had been clustered. At last, three dimensional cloud model is employed in WSNs link prediction. Comparing with BP neural network prediction method, the proposed prediction model achieves higher accuracy as simulation experiment results show.

**Key words:** wireless sensor network; link quality prediction; link quality cluster; adaptive Gauss cloud transformation; three dimensional cloud model

\* 基金项目: 国家自然科学基金(61363015, 61501217); 江西省高等学校科技落地计划(KJLD14054)

收稿时间: 2015-04-15; 定稿时间: 2015-07-20

无线传感器网络(wireless sensor networks,简称 WSNs)是一种由大量部署在监控区域的节点以自组织方式形成的网络<sup>[1]</sup>.节点所处的通信环境复杂多变,节点数据传输过程中易受到多径效应、信号本身自衰减及其他无线通信协议(wifi,GSM,Bluetooth)信号干扰等因素的影响,导致节点间的通信链路质量会呈现不规则的变化,造成数据的丢失.若数据丢失,一般采用重传策略,该策略虽然能提高数据传输成功率,但同时造成能量的浪费.若能及时感知 WSNs 的链路质量状况,为节点选择路径可靠的链路作为路由选择,则能很大程度上减少数据重传的次数,进而降低网络中节点的额外能量消耗.因此,全面而准确的链路质量预测机制对提高整个网络通信的可靠性、延长网络寿命是非常关键的.

## 1 相关研究

目前,针对 WSNs 链路质量方面的研究主要包括链路特性的研究和链路质量的评估与预测,对链路质量的预测可以分为基于概率估计理论和基于智能学习理论的预测方法.近年来,越来越多的基于智能学习的预测方法用于链路质量预测中,这些预测方法包括:模式识别、Markov 链、模糊理论、贝叶斯网络、支持向量机(support vector machine,简称 SVM)等.

文献[2]基于均值接收信号强度(received signal strength indication,简称 RSSI)和均值链路质量指示(link quality indicator,简称 LQI) 计算反映当前链路质量的包接收率(packet received rate, 简称 PRR),采用指数平滑的方法,根据 PRR 形成的时间序列对链路质量进行预测;文献[3]提出用于 mesh 网络的链路质量预测模型 XCoPred,采用模式匹配的方法预测链路的变化情况;文献[4]提出基于监督学习理论的链路质量预测方法,将 LQI、RSSI、缓冲区大小等 7 个因素作为特征向量进行训练,提取并计算出链路质量预测值提供给 Metric-Map 路由协议,实验结果表明机器学习在预测上有较大的优势.上述物理层度量对硬件较为依赖<sup>[5]</sup>,尤其当 RSSI 值接近无线芯片接收阈值时,较容易出现长尾现象,进而造成欠学习.

文献[6]采用智能学习方法对 WSNs 链路质量进行研究,先由信噪比(signal noise rate,简称 SNR)与 PRR 映射关系估计出丢失的数据包中包含的信号强度,再将其与所接收到的数据包中的信号强度作为算法的输入训练数据集;其预测精度比传统基于 PRR 量度的预测精度更高;文献[7]综合考虑物理层与链路层的参数,提出 4C 链路质量预测模型,实验中将贝叶斯分类器、Logistic 回归、人工神经网络(artificial neural network,简称 ANN)预测的效果进行比较,实验结果表明 4C 的预测精度最高,同时发现 SNR、LQI 与 PRR 具有很好的相关性,但是在样本数据集较大时,其分类精度下降,且容易出现过学习和局部最优现象,最终导致 PRR 在 0.5 附近的预测精度大幅度下滑;文献[8]综合考虑链路的可靠性、波动性、不对称性、信道质量 4 个特性,构造相应的 4 个链路质量参数,结合模糊理论得出模糊 IF-THEN 的关联规则,采用贝叶斯神经网络训练样本,设计了 F-LQE 链路质量预测模型,实现对链路质量的多维评估.

云模型是用自然语言表示的某个定性概念与定量表示之间的不确定性转换模型<sup>[9]</sup>.目前,越来越多的领域涉及到模糊概念的处理和表达,传统的模糊数学已经不能满足模糊研究的需要,而云模型因其自身处理模糊和随机性的优势被越来越频繁的应用到各个领域,与传统处理模糊概念的方法相比,更加直观、具体,云模型已经被应用于评估推荐<sup>[10,11]</sup>、预测<sup>[12]</sup>、模糊控制<sup>[13]</sup>及智能算法改进<sup>[14]</sup>等领域.云模型中的自适应高斯云变换是一种聚类技术,聚类在分类、数据挖掘、智能学习、模式识别等领域具有重要地位;云模型中的云推理以概念为基本表示,从数据库中挖掘出定性知识,构造规则发生器,多条定性规则构成规则库,当输入一个特定的条件激活多条定性规则时,通过推理引擎,实现带有不确定性的推理和控制.

现有的智能学习方法建立的链路质量预测模型一般通过单一的链路质量参数 SNR 或 LQI 或 RSSI 去拟合 PRR 参数而建立一种回归预测模型,容易陷入欠拟合或过拟合问题而导致预测性能不佳问题.云模型不是建立一种精确的数学模型去描述 PRR 与物理层参数的关系,而是通过关联规则建立物理层参数 RSSI、SNR、LQI 与 PRR 的模糊关系,通过这种不确定性知识的表示寻找复杂系统的规律性<sup>[11]</sup>.本文综合物理层与链路层的参数,采用自适应高斯云变换对链路质量的等级进行划分,得到相对应的云概念数字特征;利用三维云正向发生器的云推理构建链路质量预测模型.

## 2 基于云模型的 WSNs 链路质量预测模型

本文提出的云模型预测模型分为两部分:一是链路质量的划分,二是预测模型的建立.图 1 是整个预测模型的技术路线示意图.

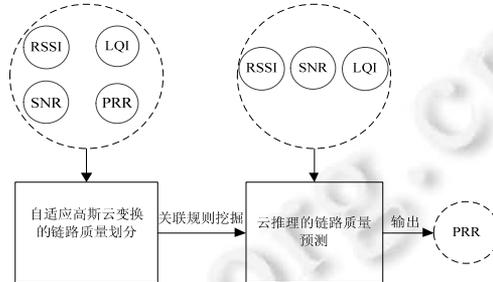


图 1 基于云模型的 WSNs 链路质量预测模型

### 2.1 链路质量的划分

自适应高斯云变换从实际数据样本的统计分布出发,自动形成符合人类认知的、合适粒度的多个概念,反映人类认知中从低层次、细粒度到高层次、粗粒度的变粒度概念抽取过程和聚类过程,实现了将链路质量相关概念的自动分类过程.本文以链路质量参数 RSSI、LQI、SNR 为规则前件,以链路质量参数 PRR 为规则后件,进行关联规则挖掘.利用自适应高斯云变换算法(self-adaption gaussian transformation,简称 S\_GCT)<sup>[15]</sup>对链路质量相关概念进行划分,引入含混度(confusion degree,简称 CD)<sup>[15]</sup>衡量概念外延的离散程度,由公式(1)计算得到 CD.

$$CD = \frac{3He}{En},$$

其中 He 为云概念中的超熵,En 为熵,以下是其算法实现步骤:

**算法 1.** 自适应高斯云变换算法.

输入:训练样本集  $X\{x_i | i=1,2,\dots,N\}$ ,概念含混度  $\beta$ ;

输出: $M$  个高斯云  $C(E_{x_k}, E_{n_k}, H_{e_k}), k=1,\dots,M$ .

1. 统计训练数据样本集  $X\{x_i | i=1,2,\dots,N\}$  的频度分布  $p(x_i)$  的波峰数量  $m$ ,作为概念数量的初始值;
2. 用启发式高斯云变换算法(heuristic gaussian transformation,简称 H\_GCT)将数据样本集  $X\{x_i | i=1,2,\dots,N\}$  聚类成  $m$  个高斯云

$$C(E_{x_k}, E_{n_k}, H_{e_k}), k=1,\dots,m;$$

- 3.按含混度顺序,对每个高斯云的含混度  $CD$  进行判断,如果  $CD_k > \beta, k=1,\dots,m$ ,则概念数  $m=m-1$ ,跳转至 2;否则,输出  $M$  个含混度小于等于  $\beta$  的高斯云

$$C(E_{x_k}, E_{n_k}, H_{e_k}), k=1,\dots,M.$$

### 2.2 链路质量参数间关联规则的挖掘

Apriori 算法<sup>[16]</sup>是最有影响力的挖掘布尔关联规则频繁项集的算法之一,是一种基于两阶段频集的递推算法.本文采用 Apriori 算法进行链路质量参数间关联规则的挖掘. Apriori 算法描述如下.

**算法 2.** Apriori 算法.

- 1.扫描事务数据库  $D$ ,若第 1 次遇到该数据项,则加入候选 1-项集  $C_1$ ,并将其计数值  $count$  置 1;如果该数据项已加入  $C_1$ ,则将  $count$  加 1,扫描  $C_1$ ,剔除小于  $minisupport$  的项集,则得到了 1-频繁项集的集合  $L_1$ ;
- 2.假设  $L_{k-1}$  已生成,  $L_{k-1}$  与自身进行连接生成  $L_k$  后最终得到候选  $k$ -项集的集合  $C_k$ ;
- 3.对  $C_k$  进行剪枝:即从  $C_k$  中剔除所有  $(k-1)$ -子集不全包含在  $L_{k-1}$  中的项集;
- 4.扫描事务数据库  $D$ ,对于其中的每一个事务,如果它包含  $C_k$  中的候选集  $c$ ,则将  $c$  的计数值加 1.扫描  $C_k$ ,剔

除小于  $minisupport$  的项集,则得到  $K$ -频繁项集的集合  $L_k$ ;

5. 重复步骤 2~步骤 4,直至  $L_k$  为空;
6. 得到最终频繁集  $L = L_1 \cup L_2 \cup \dots \cup L_k$ .

### 2.3 链路质量的预测

本文采用云推理<sup>[9]</sup>对链路质量进行预测,输入 Input 为由(RSSI,LQI,SNR)构成的向量.

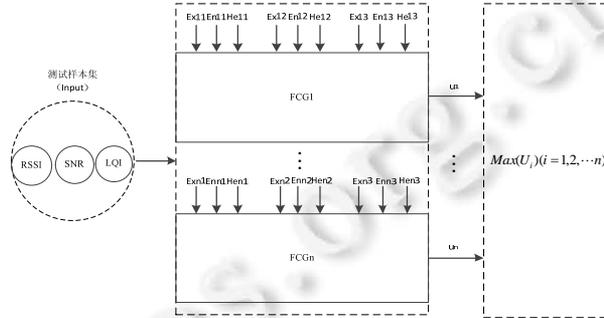


图 2 基于云推理的链路质量预测

图 2 中,  $FCG_n$  为第 2.1 节中挖掘的  $n$  个关联定性规则的相应规则前件云发生器.当 Input 输入到此  $n$  个规则前件云发生器中,产生  $n$  个隶属于前件云概念的隶属度  $u_i, i=1,2,\dots,n$ ;找出其中最大的隶属度,激活相应的规则后件云,将此规则后件的期望值作为链路质量的预测 PRR 值.由于云模型是一种不确定的认知模型,每次激活的规则后件云也带有不确定性,导致最后的 PRR 期望值可能在一定范围内波动,为了提高预测准确性,将 RSSI、LQI、SNR 多次输入到模型中,激活一定数量的规则后件云,最后取 PRR 平均值作为预测输出.

本文规则前件由 3 个参数构成,因此要将一维正向云算法推广至三维正向云算法.文献[17]的一维正向云算法,将其推广至三维正向云算法,三维正向云算法描述如下,相应的三维正向云发生器如图 3 所示.

#### 算法 3. 三维正向云算法.

输入:定性概念数字特征组  $\{(E_{x1}, E_{n1}, H_{e1}), (E_{x2}, E_{n2}, H_{e2}), (E_{x3}, E_{n3}, H_{e3})\}$ ,生成云滴的个数  $N$ ;

输出:云滴  $(x_{1i}, x_{2i}, x_{3i})$  及其确定度  $(u_i), i=1,2,\dots,N$ .

1. 产生一个期望值为  $(E_{n1}, E_{n2}, E_{n3})$ ,方差为  $(H_{e1}^2, H_{e2}^2, H_{e3}^2)$  的三维高斯随机数  $(E_{n1i}, E_{n2i}, E_{n3i}), i=1,2,\dots,N$ ;
2. 产生一个期望值为  $(E_{x1}, E_{x2}, E_{x3})$ ,方差为  $(E_{n1i}^2, E_{n2i}^2, E_{n3i}^2)$  的三维高斯随机数  $(x_{1i}, x_{2i}, x_{3i})$ ;

$$3. \text{ 计算确定度 } u_i = e^{-\left[ \frac{(x_{1i}-E_{x1})^2}{2E_{n1i}^2} + \frac{(x_{2i}-E_{x2})^2}{2E_{n2i}^2} + \frac{(x_{3i}-E_{x3})^2}{2E_{n3i}^2} \right]}$$

4. 令  $drop(x_{1i}, x_{2i}, x_{3i}, u_i)$  为一个云滴,它是该云表示的语言值在数量上的一次具体实现,其中  $(x_{1i}, x_{2i}, x_{3i})$  为定性概念在论域中这一次对应的数值,  $u_i$  为  $(x_{1i}, x_{2i}, x_{3i})$  属于这个语言值的程度的度量;

5. 重复步骤 1~步骤 4,直到产生  $N$  个云滴为止.

相应的三维正向云发生器如图 3 所示.

若论域  $U1$  中的一个特定点  $a$ ,通过云发生器可生成这个特定点  $a$  属于概念  $A$  的确定度分布,此时云发生器称为前件云发生器.文献[15]的单条件前件云发生器算法,设计三条件前件云发生器算法如下所述.

#### 算法 4. 三条件前件云发生器.

输入:规则前件定性概念的数字特征组  $\{(E_{x1}, E_{n1}, H_{e1}), (E_{x2}, E_{n2}, H_{e2}), (E_{x3}, E_{n3}, H_{e3})\}$ ,特定值  $(x_1, x_2, x_3)$ ;

输出:对应特定值  $(x_1, x_2, x_3)$  的确定度  $u$ .

1. 生成以  $(E_{n1}, E_{n2}, E_{n3})$  为期望,  $(H_{e1}^2, H_{e2}^2, H_{e3}^2)$  为方差的 3 维正态随机数  $y = (y_1, y_2, y_3)$ ;

2. 计算  $u = e \left[ \frac{(x1-E_{i1})^2}{2y1^2} + \frac{(x2-E_{i2})^2}{2y2^2} + \frac{(x3-E_{i3})^2}{2y3^2} \right]$ .

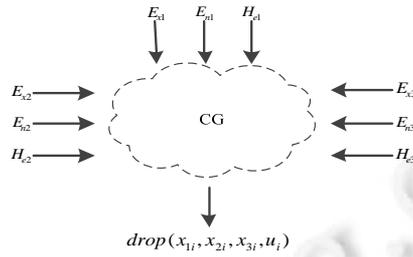


图3 三维正向云发生器

### 3 实验设计与分析

实验中选用美国 CrossBow 公司的 TelosB 节点,在 TinyOS 系统下运行 NesC 程序以提取样本,基于无线传感器网络可视化数据分析平台(wireless sensor networks visual data analysis platform,简称 WSNs-VDAP)分析不同实验场景下的链路质量,其中 WSNs-VDAP 由本校物联网技术研究所开发,主要提供了感知数据的图形化显示、链路质量参数分析等功能。

#### 3.1 数据收集

WSNs 中,感知数据在传输过程中容易受到环境噪声及多径效应的影响.为保证数据样本的多样性及考虑各种干扰源对链路质量的影响,实验分别在教室的走廊、校园树林及公路两旁场景下进行,如图 4~图 6 所示。

实验中部署一个接收节点 RX 与一个发送节点 TX, TX 以每秒 10 个包的速率向 RX 节点发送数据包. RX 接收数据,包括 RSSI、LQI,通过计算得到 SNR.每发送 200 个数据包,计算一次 PRR.测量样本数据库的每组数据由这 200 个数据包的均值 RSSI、均值 LQI、均值 SNR 及 PRR 组成,测量样本数据库总共有 11 771 组数据。



图4 学校教室走廊

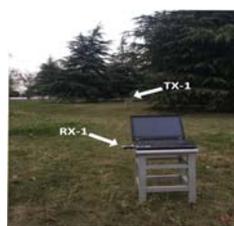


图5 学校树林



图6 学校公路旁

#### 3.2 链路质量的分类

采用自适应高斯云变换算法 1 处理获得的测量样本 LQI,概念含糊度阈值  $\beta$  设置为 0.5.运行步骤 1~步骤 3 自动找到合适的概念个数,如图 7~图 9 所示,LQI 划分成 7 类概念{很低,低,较低,一般,高,较高,很高},见表 1。

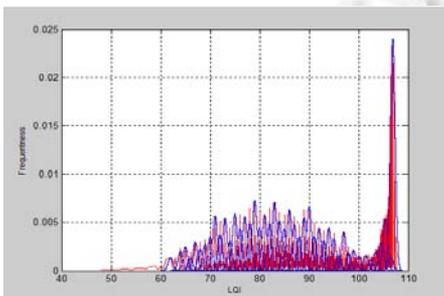


图7 启发式高斯云变换 LQI 初始结果

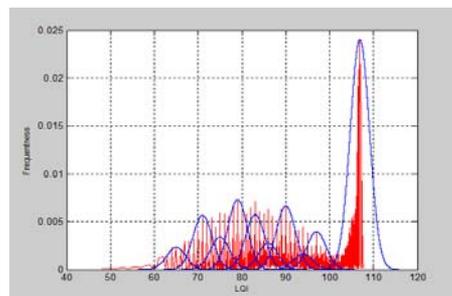


图8 启发式高斯云变换 LQI 结果

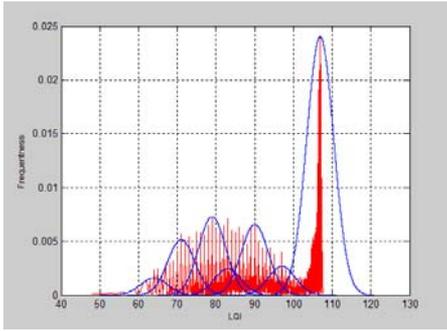


图9 自适应高斯云变换 LQI 结果

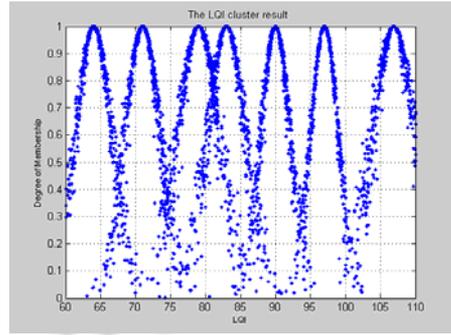


图10 LQI 划分结果

同理,可将链路质量参数 RSSI、SNR、PRR 进行自适应高斯云变换.RSSI 被划分成 6 类{弱,较弱,一般,较强,强,很强},SNR 被划分成 5 类{低,较低,中等,较高,高},PRR 被划分成 10 类{极低,很低,低,较低,一般,中等,高,较高,很高,极高}.

为了方便后续的挖掘工作,需要对各个参数的分类结果进行编号,即 RSSI{1,2,3,4,5,6}, SNR(7,8,9,10,11), LQI (12,13,14,15,16,17,18)和 PRR(19,20,21,22,23,24,25,26,27,28).

表 1 LQI 分类云的数字特征

概念	期望	熵	超熵	含糊度
LQI 很低	64	2.6	0.30	0.35
LQI 低	71	2.5	0.30	0.36
LQI 较低	79	3.0	0.40	0.40
LQI 一般	83	2.7	0.35	0.39
LQI 高	90	2.1	0.25	0.36
LQI 较高	97	2.0	0.15	0.23
LQI 很高	106.9	3.0	0.50	0.50

设置支持度 *support* 的阈值为 0.0071,置信度 *confidence* 的阈值为 0.4,挖掘出 31 条符合条件的强关联规则,部分关联规划见表 2.

表 2 部分关联规则

规则前件			规则后件
1	7	12	19
1	7	13	19
1	8	14	20
⋮	⋮	⋮	⋮
2	9	16	28
3	10	18	28
4	11	18	28
6	11	18	28

表 2 中,{(1,7,12)→(19)}表示:If RSSI 弱,SNR 低,LQI 很低 then PRR 极低;{(6,11,18)→(25)}表示:If RSSI 强,SNR 高,LQI 很高 then PRR 极高.

### 3.3 链路质量的预测

利用本文算法预测得到的结果与基于 BP 神经网络预测得到的结果进行对比,结果如图 11 所示.将实验测得的 60 组数据作为测试集,图 11 中 M-PRR 代表实验测量得到的 PRR 值,BP-PRR 代表基于 BP 神经网络预测得到的 PRR 值,C-PRR 代表本文预测方法得到的 PRR 值.与基于 BP 神经网络的预测方法相比,本文方法能更准确地捕获链路的动态变化,预测误差较小,尤其是在样本点 22-27、48-52 处,BP-PRR 方法的平均误差为 11.53%,本文方法的平均误差为 5.66%.

由图 11 可知,当实际链路 PRR 值低于 50%时,本文方法预测值比实际链路质量值要低,如样本点 18、44、

47;当实际链路 PRR 值高于 90%,本文方法预测值比实际链路质量值要高,如样本点 1-7、23-28.产生这是因为表 2 所示的关联规则中,表示 PRR 很低与 PRR 很高的比例较大,导致最终激活 PRR 很低与 PRR 很高的概率较大,因此当实际链路质量较低时,预测器出现低估现象,而实际链路质量较好时,预测器出现高估现象.

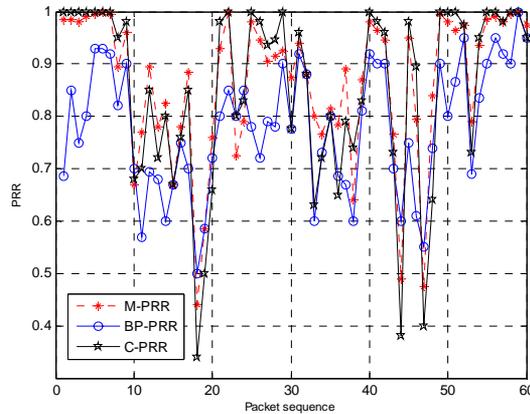


图 11 基于 BP 神经网络与云模型的链路质量预测结果

#### 4 总结与展望

本文分析了 WSNs 中基于智能学习的链路质量预测方法,利用云模型在预测方面的优点,将云模型中高斯云变换及云推理方法引入 WSNs 的链路质量划分及预测中,建立了物理层参数 RSSI,LQI,SNR 与链路层参数 PRR 的关联规则.实验结果表明,与基于 BP 神经网络的预测方法相比,基于云模型的链路质量预测方法对预测精度更高,且只需要当前链路的一组物理层参数 RSSI,LQI,SNR,就能预测出链路的 PRR 值,节省了能量及内存.

**致谢** 在此,我们向对本文的工作给予支持和建议的同行以及百忙之中对本文进行评阅的各位专家教授表示感谢.

#### References:

- [1] Li JZ, Gao H. Survey on sensor network research. Journal of Computer Research and Development, 2008,45(1):1-15 (in Chinese with English).
- [2] Liu LL, Fan YL, Shu J, Yu K. A link quality prediction mechanism for WSNs based on time series model. In: Proc. of the 2010 Symp. and Workshops on Ubiquitous, Autonomic and Trusted Computing. IEEE, 2010. 175-179. [doi:10.1109/UIC-ATC.2010.50]
- [3] Farkas K, Hossmann T, Legendre F, Plattner B, Das SK. Link quality prediction in mesh networks. Computer Communications, 2008,31(8):1497-1512. [doi:10.1016/j.comcom.2008.01.047]
- [4] Wang Y, Martonosi M, Peh LS. Predicting link quality using supervised learning in wireless sensor networks. ACM Sigmobile Mob Computing and Communications Review, 2007,11(3):71-83. [doi:10.1145/1317425.1317434]
- [5] Renner C, Ernst S, Weyer C, Turau V. Prediction accuracy of link-quality estimators. Wireless Sensor Networks. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2011. 1-16.
- [6] Oh H. A Link Availability predictor for wireless sensor networks. Stanford University, 2010.
- [7] Liu T, Cerpa AE. Foresee (4C): Wireless link prediction using link features., In: Proc. of the 10th Int'l Conf. on Information Processing in Sensor Networks (IPSN). IEEE, 2011. 294-305.
- [8] Guo ZQ, Wang Q, Wan YD, Li MH. A classification prediction mechanism based on comprehensive assessment for wireless link quality. Journal of Computer Research and Development, 2013,50(6):1227-1238 (in Chinese with English abstract).
- [9] Chen H, Li B. Cloud reasoning method and its application in prediction. Journal of Computer Science, 2011,38(7):209-211 (in Chinese with English).

- [10] Zhang GW, Li DY, Li P, Kan JC, Cheng GS. A collaborative filtering recommendation algorithm based on cloud model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2007,18(10):2403–2411 (in Chinese with English abstract).
- [11] Wang SX, Zhang L, Li HS. Evaluation approach of subjective trust based on cloud model. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2010,21(6):1341–1352 (in Chinese with English abstract). <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3501.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03501]
- [12] Yang ZH, Li DE. Planar model and its application in prediction. Chinese Journal of Computers, 1998,21(11):961–969 (in Chinese with English abstract).
- [13] Chen H, Li DY, Shen CZ, Zhang FZ. A clouds model applied to controlling inverted pendulum. Computer Research and Development, 1999,36(10):1180–1187 (in Chinese with English abstract).
- [14] Zhang GW, He R, Liu Y, Li DY, Cheng GS. An evolutionary algorithm based on cloud model. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(7):1082–1091.
- [15] Li DY, Du Y. Artificial Intelligence with Uncertainty. 2nd. ed., Beijing: Nation Defense Industry Press, 2014 (in Chinese).
- [16] Agrawal R, Srikant R. Fast algorithms for mining association rules. In: Proc. of the 20th Int'l Conf. Very Large Data Bases (VLDB). 1994,1215:487–499.

#### 附中文参考文献:

- [1] 李建中,高宏.无线传感器网络的研究进展.计算机研究与发展,2008,45(1):1–15.
- [8] 郭志强,王沁,万亚东,李默涵.基于综合性评估的无线链路质量分类预测机制.计算机研究与发展,2013,50(6):1227–1238.
- [9] 陈昊,李兵.云推理方法及其在预测中的应用.计算机科学,2011,38(7):209–224.
- [10] 张光卫,李德毅,李鹏,康建初,陈桂生.基于云模型的协同过滤推荐算法.软件学报,2007,18(10):2403–2411.
- [11] 王守信,张莉,李鹤松.一种基于云模型的主观信任评价方法.软件学报,2010,21(6):1341–1352. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/3501.htm> [doi: 10.3724/SP.J.1001.2010.03501]
- [12] 杨朝晖,李德毅.二维云模型及其在预测中的应用.计算机学报,1998,21(11):961–969.
- [13] 陈晖,李德毅,沈程智,张飞舟.云模型在倒立摆控制中的应用.计算机研究与发展,1999,36(10):1180–1187.
- [14] 张光卫,何锐,刘禹,李德毅,陈桂生.基于云模型的进化算法.计算机学报,2008,31(7):1082–1091.
- [15] 李德毅,杜鹄.不确定性人工智能.第2版..北京:国防工业出版社,2014.
- [16] 张光卫,何锐,刘禹,李德毅,陈桂生.基于云模型的进化算法.计算机学报,2008,31(7):1082–1091.



刘琳岚(1968—),女,湖南东安人,教授,主要研究领域为无线传感网络,分布系统,软件工程.



刘松(1990—),男,硕士,主要研究领域为无线传感网络,分布系统,软件工程.



谷小乐(1991—),男,硕士,主要研究领域为无线传感网络,分布系统,软件工程.



舒坚(1964—),男,江西南昌人,教授,CCF高级会员,主要研究领域为无线传感器网络,软件工程.