

基于 AdaBoost 的链路质量预测机制研究

舒坚¹, 刘满兰², 郑巍¹

(1.南昌航空大学软件学院, 江西 南昌 330063; 2.南昌航空大学信息工程学院, 江西 南昌 330063)

摘 要: 在无线传感器网络中, 节点所在环境复杂多变导致其通信链路质量的不可靠, 若能提前感知链路质量信息, 则能很大程度上降低网络中节点的额外能量消耗。在分析现有链路质量预测方法的基础上, 提出基于 AdaBoost 的链路质量预测机制。通过收集多个实验场景下的链路质量样本, 采用基于密度的无监督聚类算法对训练样本划分链路质量等级; 采用以支持向量机为弱分类器的 AdaBoost 算法, 构建链路质量预测机制。实验结果表明, 所提预测机制具有较高的预测精度。

关键词: 无线传感网络; 链路质量预测; AdaBoost; 链路质量等级划分

中图分类号: TP393

文献标识码: A

Study on AdaBoost-based link quality prediction mechanism

SHU Jian¹, LIU Man-lan², ZHENG Wei¹

(1. School of Software, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

2. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: The link quality was vulnerable to the complexity environment in wireless sensor network. Obtaining link quality information in advance could reduce energy consumption of nodes. After analyzing the existing link quality prediction methods, AdaBoost-based link quality prediction mechanism was put forward. Link quality samples in deferent scenarios were collected. Density-based unsupervised clustering algorithm was employed to classify training samples into deferent link quality levels. The AdaBoost with SVM-based component classifiers was adopted to build link quality prediction mechanism. Experimental results show that the proposed mechanism has better prediction precision.

Key words: wireless sensor network, link quality prediction, AdaBoost, classification for link quality

1 引言

无线传感器网络(WSN, wireless sensor network)由一个或几个汇聚节点和大量传感器节点通过自组织形式组成的网络, 它们通过无线通信的方式协同工作^[1]。传感器节点感知的信息通过 WSN 能源源不断地传输到汇聚节点, 用于后续的处理和应用。WSN 技术可广泛应用于军事、物流、环境监测、森林防火、精细农业等方面^[2], 作为当代信息获取的重要手段之一, 受到各国各界研究者的广泛

关注^[3]。

无线传感器网络节点通过无线电射频进行通信, 容易受到电磁波自身的多径、损耗以及邻居干扰的影响, 这种动态的变化以及不确定性使链路具有方向性^[4]、不规则性、非对称性^[5]以及通信范围中过渡区域的存在, 导致链路不稳定, 产生大量的数据分组丢失, 从而链路变得不可靠。而可靠的路由可以提高点对点的通信概率以及网络吞吐率, 减少因重传产生的能源消耗, 延长网络生命。链路质量预测机制能有效地感知当前链路的变化状况, 综

收稿日期: 2017-09-21

通信作者: 舒坚, shujian@nchu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.61363015, No.61762065, No.61501217); 江西省自然科学基金重点基金资助项目(No.20171BAB202009, No.20171ACB20018)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China(No.61363015, No.61762065, No.61501217), The Natural Science Foundation of Jiangxi Province(No.20171BAB202009, No.20171ACB20018)

合考虑准确性以及实时性等问题,可减少路由频繁切换而带来的额外能量消耗,降低链路突发引起的网络数据转发次数,达到均衡负载。因此,对无线传感网络链路质量建立良好的预测机制,进而动态地调整路由协议,保证数据正确的传输,提高应用系统的可靠性显得十分必要。本文根据链路通信特点,采用 AdaBoost 方法建立链路质量预测模型对链路质量进行预测,为路由选择提供参考。

2 研究现状

国内外学者对 WSN 链路质量预测方法进行了探索,主要分为基于链路特性、统计学、机器学习 3 类预测方法。

2.1 基于链路特性的链路质量预测方法

基于链路特性的链路质量预测方法是通过分析物理层与链路层的相关信息,对链路质量进行预测。文献[6]针对中等链路质量突发性较多的现象,提出一种突发性链路中短期可靠的链路质量预测方法(STLE, short term link estimation),通过主动监听的方式发掘突发性链路中短期可靠的链路,实验表明,基于该方法的路由协议可减少路由跳数。文献[7]采用基于误差的滤波器对将来一段时间内链路的分组接收率(PRR, packet receive rate)进行估计,实验表明,该方法适合于突发较频繁的 WSN 中,能平滑短暂地低幅度波动,稳定性良好。文献[8]提出采用双树拓扑分别记录接收和发送双方向的链路质量指示(LQI, link quality indicator)均值,预测不对称链路的质量,该方法能够减少源节点到目的节点的传播跳数。这些方法都是针对特定的链路提出的,适用场景有局限性。

2.2 基于统计学的链路质量预测方法

基于统计学的链路质量预测方法是根据大量的数据分组对链路质量进行预测。文献[9]通过动态获取链路信息,利用窗口均值指数加权移动平均(WMEWMA, window mean with exponential weighted moving average)方法计算滑动窗口内的 PRR,与直接计算 PRR 相比,该方法较稳定,但没有考虑基于硬件的参数,对链路信息的获取不够全面。文献[10]提出基于模糊逻辑的链路质量预测方法(F-LQE, fuzzy link quality estimator),该方法综合了分组交付率、非对称性、稳定性和信道质量 4 个链路质量参数,采用模糊逻辑的自然语言定义了各参数的隶属度,通过隶属度函数计算链路质量,实

验结果表明,该方法稳定性较好,但敏捷性较差。文献[11]对 F_LQE 进行改进,考虑了分组丢失的信息,一定程度上提高了链路质量预测的敏捷性。文献[12]提出采用 xDDR 预测链路质量,通过端到端的分组传输实验验证了 xDDR 的有效性。文献[13]指出节点间的 PRR 具有一定相关性,实验表明可以根据 3~6 个数据分组评估当前的链路质量,但敏捷性不够。文献[14]提出基于自适应机制的 WSN 链路质量预测模型,通过接收信号强度指示(RSSI, received signal strength indication)、接收的数据分组反映多径、干扰对链路质量的影响,真实工业环境中的实验表明,该模型具有较好的实时性和准确性,但敏捷性不够。这些预测方法采用统计学理论构建预测模型,但因为计算较复杂,敏捷性受到一定的影响。

2.3 基于机器学习的链路质量预测方法

基于机器学习的链路质量预测方法将链路质量预测问题转化成分类问题,主要采用模式匹配、监督学习等技术进行建模。文献[15]提出一种基于监督学习理论的链路质量预测方法,采用决策树算法对 RSSI、发送缓存、信道负载等特征值进行离线训练,实验结果表明机器学习算法在链路质量评估中具有优势,但由于没有考虑链路层的相关参数,该预测方法缺乏全面性。文献[16]提出 4C 链路质量预测方法,该方法结合物理层与链路层参数,采用 Logistic 回归方法,与采用贝叶斯网络、浅层人工神经网络(ANN, artificial neural network)预测方法相比,4C 方法具有更好的准确性。文献[17]提出基于机器学习链路质量预测方法的通用框架,应用现有的链路质量参数及综合参数构建链路质量预测模型,并对 LQI 构建的链路质量预测模型进行实验,结果表明,该方法对稳定的链路质量预测较准确,但不适合波动较强的链路。文献[18]基于复杂网络理论和机器学习理论,提出一种基于邻居节点的非负矩阵分解预测模型,考虑特殊节点偏差向量,加入邻居节点信息,利用梯度下降算法和历史节点信息训练得到潜在特征,实验表明该方法准确性较好,但是需要存放大量邻居节点的信息。这些方法采用机器学习的方法进行链路质量预测,在性能上具有一定的优势。

AdaBoost 算法是 Freund 和 Schapire 根据在线分配算法提出的一种基于弱分类器的学习机器^[19,20],编码简单,在处理非均衡分类问题上具有一定的优势。目前,AdaBoost 已经用于跨领域文本情感分

类^[21]、图像匹配^[22]、岩爆等级划分^[23]问题。而 AdaBoost 弱分类器的选取在一定程度上决定着分类器的精度和训练次数。SVM 有很好的学习性能, 但还存在许多局限, 如对于噪声数据较为敏感, 并且核宽度的确定将很大程度影响精度和泛化能力。文献[24]提出将 SVM 用作 AdaBoost 算法的弱分类器, 通过实验表明在处理非均衡问题上, AdaBoostSVM 比单个 SVM 在精度和泛化性能方面都要更好。文献[25]将 AdaBoostSVM 用于解决流量分类的问题中, 提高了分类器的准确性。将 SVM 作为弱分类器应用于 AdaBoost 算法中受到很多研究者的关注。本文综合物理层和链路层参数, 采用 DBSCAN 算法对数据进行预处理和划分链路质量等级, 然后采用 AdaBoostSVM 对数据进行训练, 采用梯度下降算法对模型中的参数寻优, 建立一种链路质量预测模型, 获得较准确的链路质量预测机制, 为路由选择提供参考。

3 基于 AdaBoost 预测模型的建立

本节将预测模型的建立分为 2 个方面: 基于 DBSCAN 算法的链路质量等级划分和 AdaBoostSVM 模型建立。而模型参数采用梯度下降方法进行调节寻优。

3.1 基于 DBSCAN 链路质量等级的划分

传统的链路质量优劣的评判标准是计算数据分组的接收率 PRR 指标, 而不同的文献中对 PRR 的分类方法有所不同。文献[5,17,26]均根据链路中的 PRR 值将链路分为不同的等级, 可见链路质量等级相同的数据具有一定的相似性, 而不同等级样本之间的规律则不尽相同。其次在文献[26]与文献[17]定义链路质量等级的标准并不一致。文献[27]为了尽量减少人为干扰, 采用无监督学习聚类算法对 PRR 聚类进行等级划分。本文考虑到样本存在噪声点, 尽量降低因人为划分产生的主观影响, 采用 DBSCAN 算法对初始样本进行聚类, 这种聚类算法具有对噪声或野值点不敏感的特点, 并且簇的个数不需事先知道, 能够在对样本进行降噪的同时划分链路质量的等级, 聚类的方式如下所示。

算法 1 DBSCAN 算法

输入 ε : 邻域半径
 M : 邻域内成为核心对象最小值
 输出 聚类结果

Step1 设定参数邻域半径 ε 和给定点的邻域内成为核心对象的最小值 M ;

Step2 如果输入点邻域内的样本点数 $|T| > M$, 则输入点为核心对象;

Step3 找出核心对象的 ε 邻域中的所有直接密度可达点;

Step4 判断是否所有输入点都遍历一遍, 否则重复 Step3 的操作, 是则执行 Step5;

Step5 针对所有核心对象的 ε 邻域内所有直接密度可达点找到最大密度相连对象集合, 中间涉及一些密度可达对象的合并;

Step6 判断所有核心对象的 ε 邻域是否遍历完毕, 否则重复 Step5 的操作, 是则输出目标类簇集合, 算法结束。

本文在 Matlab2010b 中运行 DBSCAN 算法, 借鉴文献[28]提出的非参数核密度估计理论分析数据样本的分布特征来自动确定 ε 和 M 参数的值。这种参数确定的方法避免了聚类过程的人工干预, 实现聚类过程的自动化, 最终得到链路质量等级的自动划分。

3.2 基于 AdaBoostSVM 预测模型的建立

经过以上工作可以得到链路质量等级划分的特征, 根据选定的链路层参数与物理层的参数(LQI, RSSI, SNR)建立一个泛化性较强的预测模型。本文采用 AdaBoostSVM 方法, 对链路质量参数进行建模, 过程如下。

1) 以 SVM 为弱分类器的 AdaBoost 算法

算法 2 AdaBoostSVM 算法

输入 $\{(X_n, Y_n), \dots, (X_n, Y_n)\}$: 训练集

σ_{ini} : σ 的初始值

σ_{min} : σ 的最小值

σ_{step} : σ 步长值

输出 $f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x)\right)$: 强分类器

Step1 初始化训练样本集的权重初值:

$$w_i^1 = \frac{1}{N} (i=1, 2, \dots, N);$$

Step2 当 $\sigma > \sigma_{min}$ 时, 用带权值的训练集训练 SVM 弱分类器 h_i ;

Step3 计算 h_i 训练错误率: $\varepsilon_i = \sum_{i=1}^N w_i^t, y_i \neq h_i(x_i)$

Step4 如果 $\varepsilon_i > 0.5$, 以 σ_{step} 减小 σ , 返回

Step2:

Step5 得到弱分类器 h_i 的权重值为

$$\alpha_i = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \varepsilon_i}{\varepsilon_i} \right);$$

Step6 更新训练样本权值

$$w_i^{t+1} = \frac{w_i^t \exp \{-\alpha_i y_i h_i(x_i)\}}{C_t}, \text{ 其中, } C_t \text{ 是标准化常量,}$$

$$\text{且 } \sum_{i=1}^N w_i^{t+1} = 1.$$

2) 梯度下降优化算法

预测模型中需要优化的待定参数有 SVM 高斯核函数中的核宽度 σ ，通过改变 σ 的值得到符合当前样本的 SVM 弱分类器。改变 σ 的值将得到不同的 SVM 弱分类器，每次都尽可能选择合适的核宽度 σ 大小，能有效提高分类精度并减少弱分类器迭代次数，减少计算开销。本文通过分析比较参数优化方法，发现梯度下降算法具有参数少、收敛速度快、搜索范围广、计算复杂度低等特点，由此，拟基于梯度下降算法选取最优参数组合。

以平方根误差作为适应度函数，惯性权重设为一个随时间线性下降的函数，以保证在算法初期有较好的全局搜索，而在后期能在局部区域调整解，函数如式(1)所示。

$$a_{k+1} = a_k + \rho_k \hat{s}^{(k)} \tag{1}$$

其中， $\hat{s}^{(k)}$ 表示梯度的负方向， ρ_k 表示梯度方向上的搜索步长。梯度方向可以通过对函数求导得到，步长用线性搜索算法来确定，即把下一点的坐标 a_{k+1} 看做是 ρ_k 的函数，然后求满足 $f(a_{k+1})$ 的最小值 ρ_k 即可。

4 实验分析

实验选用美国 Crossbow 公司的 Telos B 节点，该系列节点遵循 IEEE802.15.4 协议，通信范围大约 100 m。通过在 Tiny OS 系统下运行 NesC 程序以获取样本的各维数据，基于无线传感器网络链路质量测试平台(WSNs-LQT, wireless sensor network link quality testbed)分析不同实验场景下的链路质量，在 Python 仿真平台上实现基于 AdaBoost 的链路质量预测模型。WSNs-LQT 平台由本校物联网技术研究所设计开发，主要提供了网络部署、数据查询和存储、链路质量数据分析等功能。

4.1 数据收集

WSN 广泛应用在环境监测、智能交通和智能楼宇等，本文从 WSN 的常用场景考虑，综合考虑了环境中噪声、邻近信道的干扰、障碍物和无线电波的多径效应对链路质量的影响，设定实验场景有校园小树林、室外停车场、办公室内，实验场景如图 1~图 3 所示。

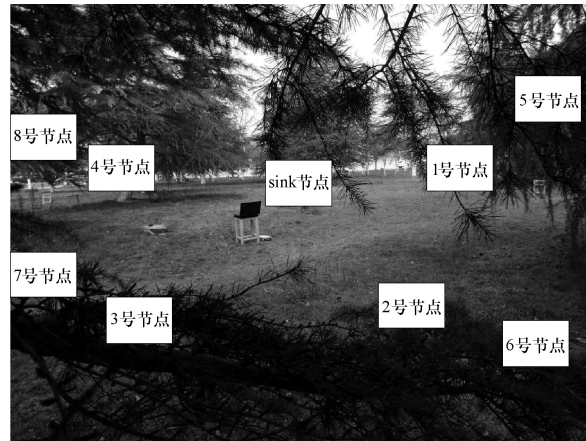


图 1 校园小树林实验场景

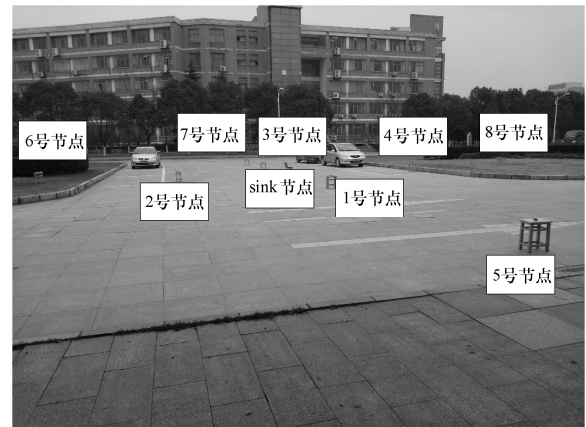


图 2 校园室外停车场实验场景

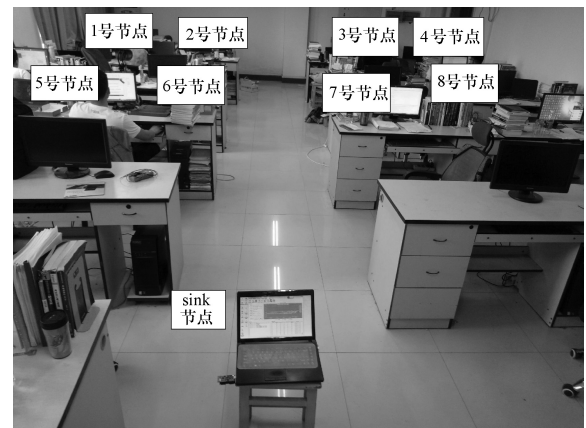


图 3 办公室内实验场景

本文在各实验中, 均部署了 1 个小型的星型 WSN 进行链路质量测试, 该网络由 1 个 sink 节点数量不同的感知 Telos B 节点组成, 感知节点以每秒 30 个分组的速率向 sink 记录 RSSI、LQI 和 SNR 值, 并将其通过串口发送至 PC, 相应的节点部署在图 1~图 3 中分别以文字标识, 其中, 图 1 中节点 1~节点 4 均距离 sink 节点 10 m, 方向分别为东、南、西和北, 节点 5~节点 8 均距离 sink 节点 15 m, 方向分别为东、南、西和北。图 2 中节点 1~节点 4 均距离 sink 节点 6 m, 方向分别为东、南、西和北, 节点 5~节点 8 均距离 sink 节点 10 m, 方向分别为东、南、西和北。图 3 是室内场景, 节点 1~节点 4 距离 sink 节点 6 m, 节点 5~节点 8 距离 sink 节点 3 m。

图 1~图 3 分别描述校园小树林、室外停车场、室内实验场景, 采集的数据以 PRR 时序的形式表示在图 4~图 7 中, 图 4 和图 5 描述小树林场景下, 不同方位不同距离的链路质量, 图 4 和图 5 中西边方位的链路质量很高且比较稳定, 而北边方位链路质量一般, 但是波动较大, 而东南方位就比较差, 这是因为东南方向的节点与 sink 节点中有树, 障碍物影响了节点之间的链路质量。而距离为 15 m 时, 较距离为 10 m 时的链路质量也要差很多, 且不够稳定。图 6 选取节点 4 的链路信息描述室外停车场的链路质量, 由于存在障碍物, 且偶尔会有车停放和开走, 导致链路质量一般且波动性较大。图 7 选取节点 1 的链路信息描述室内场景下的链路质量, 链路质量较差, 这是因为室内存放有多台电脑、打印机、路由器、学生手机、桌子等物品, 受到这些信号源的干扰, 导致链路不佳。

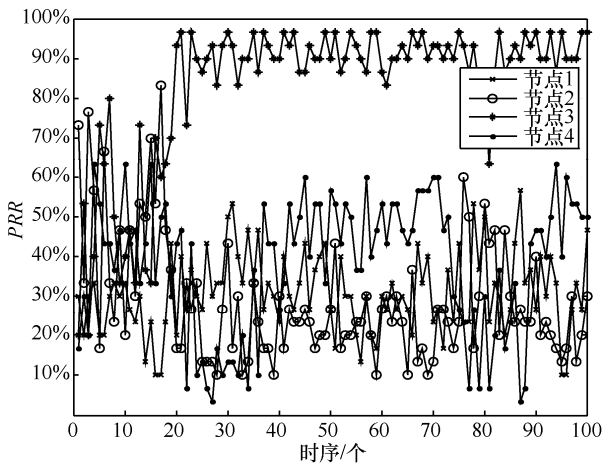


图 4 校园小树林 PRR 时序(10 m)

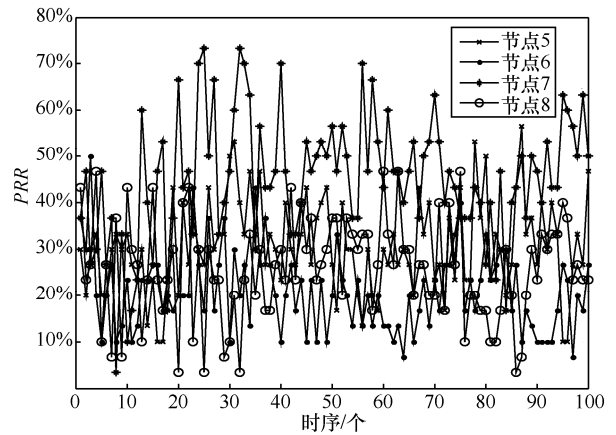


图 5 校园小树林 PRR 时序(15 m)

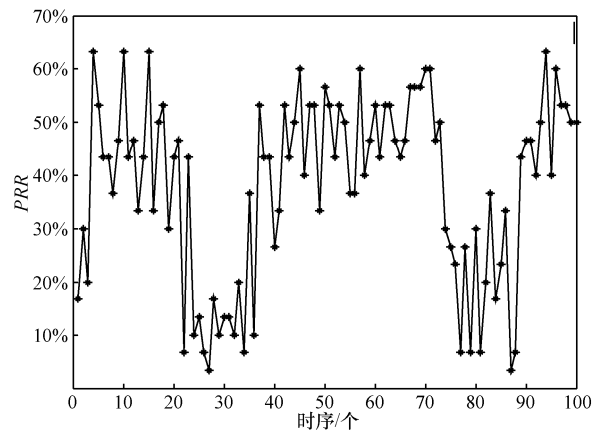


图 6 室外停车场节点 4 PRR 时序

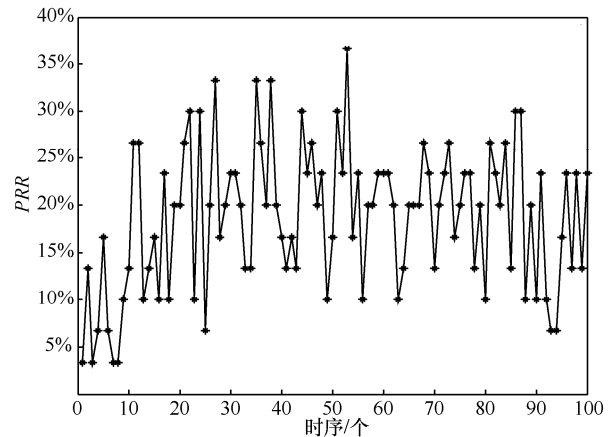


图 7 室内场景下节点 1 PRR 时序

4.2 实验结果

本文采用 Python2.7 编译环境, 采用 JetBrains PyCharm Community Edition 5.0.4 编写代码, 将样本按 3:7 分成测试样本和训练样本进行仿真实验, 以 ROC 曲线表示预测机制的效果, 以 ROC 曲线下的面积 (AUC) 的值和弱分类器的个数评价预测机制的优劣。得到的结果如表 1 所示。

表 1		实验结果	
实验场景	AUC	个数	
校园小树林 10 m 东	0.738 805 970 149	32	
校园小树林 10 m 南	0.731 767 180 926	22	
校园小树林 10 m 西	0.864 352 298 296	5	
校园小树林 10 m 北	0.901 743 478 848	4	
校园小树林 15 m 东	0.562 934 027 778	44	
校园小树林 15 m 南	0.699 579 831 93	28	
校园小树林 15 m 西	0.864 352 298 29	3	
校园小树林 15 m 北	0.901 743 478 84	4	
办公室内南 6 m	0.996 658 312 448	9	
办公室内东 6 m	0.823 915 463 621	8	
办公室内南 3 m	0.941 257 203 33	35	
办公室内东 3 m	0.818 468 597 648	33	
室外停车场 6 m	0.767 001 114 827	25	
室外停车场 10 m	0.655 172 413 793	28	

由表 1 可以看出, 采用 AdaBoost 建立的预测机制, 在训练 50 次以下均能达到较高的 AUC 值, 链路质量较稳定的情况下, 甚至训练 3~10 次就可以得到很高的 AUC 值。

图 8~图 11 表示各实验结果 ROC 曲线图, 曲线下面的面积越大则表示准确率越高。其中, 图 8 表示采用小树林场景 sink 节点北边方位的节点数据的实验 ROC 曲线图, 图 9 表示采用小树林场景距离 sink 节点东边方位的节点数据的实验 ROC 曲线图。图 10 表示室外停车场实验结果图, 因为停车场有车子等障碍物还有来往的车辆, 导致链路不稳定, 结果比稳定链路差一些。图 11 所示为室内场景实验结果。

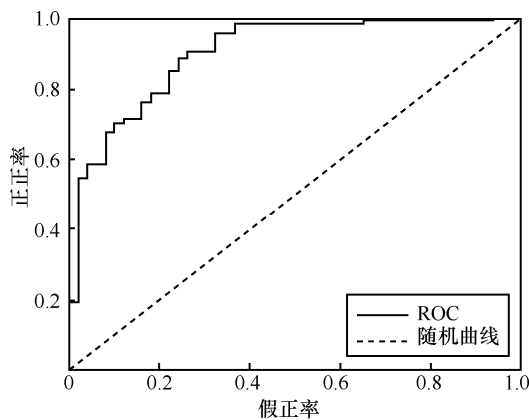


图 8 校园小树林实验结果 ROC 曲线(1)

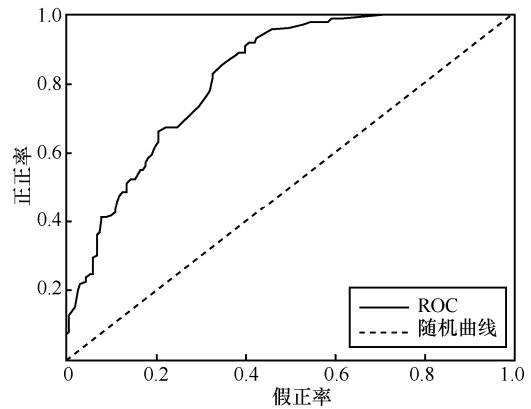


图 9 校园小树林实验结果 ROC 曲线(2)

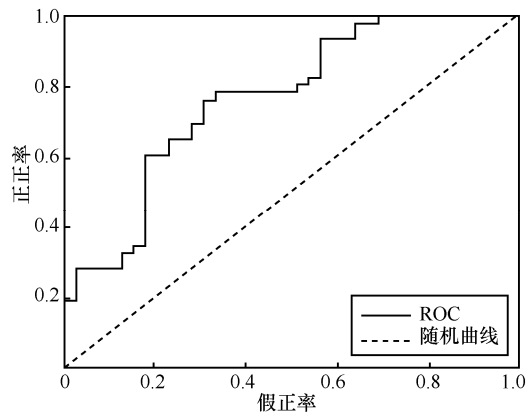


图 10 室外停车场实验结果 ROC 曲线

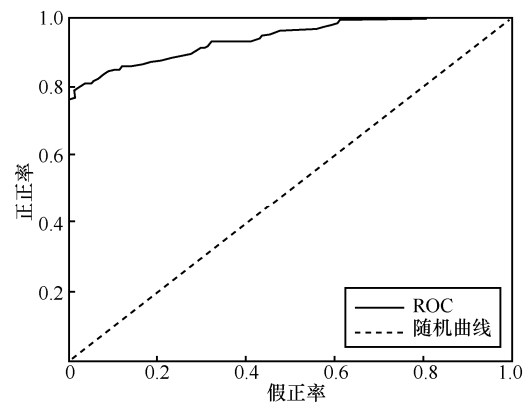


图 11 室内实验结果 ROC 曲线

5 结束语

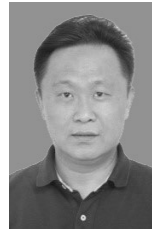
本文研究了 WSN 链路质量预测机制, 阐述了现有的链路质量预测方法, 为了提高网络中数据传输成功率, 减少重传次数, 提出了一种基于 AdaBoost 的链路质量预测模型。首先利用 DBSCAN 算法对链路质量进行预处理和等级划分, 以降低噪声点及主观人为划分链路质量等级的影响, 然后采用以 SVM 作为弱分类器的 AdaBoost 方法建立链路质量预测机制, 以

AUC 和 ROC 衡量预测性能。实验结果表明, 本文提出的预测模型在不同场景下具有较好的准确度。

参考文献:

- [1] 李建中, 高宏. 无线传感器网络的研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2008, 45(1): 1-15.
LI J Z, GAO H. Survey on sensor network research[J]. Journal of Computer Research and Development, 2008, 45(1): 1-15.
- [2] 田贤忠, 阳胜. 基于网络编码的无线传感器网络瓶颈区域生存时间优化策略[J]. 计算机学报, 2016, 39(5): 1039-1050.
TIAN X Z, YANG S. Optimization strategy of lifetime for bottleneck zone in wireless sensor networks based on network coding[J]. Chinese Journal of Computers, 2016, 39(5): 1039-1050.
- [3] 胡诚, 汪芸, 王辉. 无线可充电传感器网络中充电规划研究进展[J]. 软件学报, 2016, 27(1): 72-95.
HU C, WANG Y, WANG H. Survey on charging programming in wireless rechargeable sensor networks[J]. Journal of Software, 2016, 27(1): 72-95.
- [4] SRINIVASAN K, DUTTA P, TAVAKOLI A, et al. Understanding the causes of packet delivery success and failure in dense wireless sensor networks[C]//The 4th Int Conf on Embedded Networked Sensor Systems. ACM, 2006: 419-420.
- [5] ZHAO J, GOVINDAN R. Understanding packet delivery performance in dense wireless sensor networks[C]//The 1st Int Conf on Embedded Networked Sensor Systems, 2003: 1-13.
- [6] ALIZAI M H, LANDSIEDEL O, WEHRLE K. Bursty traffic over bursty links[C]//International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2009: 71-84.
- [7] 黄庭培, 李栋, 张招亮, 等. 突发性链路感知的自适应链路质量估计方法[J]. 通信学报, 2012, 33(6): 30-39.
HUANG T P, LI D, ZHANG Z L, et al. Bursty-link-aware adaptive link quality estimation method[J]. Journal on Communications, 2012, 33(6): 30-39.
- [8] PENGWON K, KOMOLMIS T, CHAMPRASERT P. Solving asymmetric link problems in WSNs using site link quality estimators and dual-tree topology[C]// International Conference on Electrical Engineering/electronics, Computer, Telecommunications and Information Technology. 2016: 1-4.
- [9] WOO A, TONG T, CULLER D. Taming the underlying challenges of reliable multihop routing in sensor networks[C]//International Conference on Embedded Networked Sensor Systems. 2003: 14-27.
- [10] BACCOUR N, KOUBAA 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(C): 1-25.
- [11] REKIK S, BACCOUR N, JMAIEL M, et al. Low-power link quality estimation in smart grid environments[C]//Wireless Communications and Mobile Computing Conference. 2015: 1211-1216.
- [12] AFZAL S R, STUIJK S, NABI M, et al. Effective link quality estimation as means to improved end-to-end packet delivery in high traffic mobile ad hoc networks[J]. Digital Communications and Networks, 2016, 3(3): 150-163.
- [13] SENEL M, CHINTALAPUDI K, LAL D, et al. A Kalman filter based link quality estimation scheme for wireless sensor networks[C]// Global Telecommunications Conference, GLOBECOM '07. 2007: 875-880.
- [14] BECHER A, LANDSIEDEL O, WEHRLE K. Towards short-term wireless link quality estimation[C]// Hot Emnets. 2008: 1-5.
- [15] SRINIVASAN K, KAZANDJIEVA M A, AGARWAL S, et al. The β -factor: measuring wireless link burstiness[C]//The 6th ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems. 2008: 29-42.
- [16] LIU T, CERPA A E. Foresee (4C): Wireless link prediction using link features[C]// International Conference on Information Processing in Sensor Networks. 2011: 294-305.
- [17] CERPA A, WONG J L, POTKONJAK M, et al. Temporal properties of low power wireless links: modeling and implications on multi-hop routing[C]//ACM International Symposium on Mobile Ad Hoc Networking & Computing. 2005: 414-425.
- [18] ZHAO Y, LI S, HOU J. Link quality prediction via a neighborhood-based nonnegative matrix factorization model for wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks. 2015, 2015(1): 1-8.
- [19] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting[J]. Journal of Computer & System Sciences, 1997, 55(1): 119-139.
- [20] FREUND Y, SCHAPIRE R E. Experiments with a new boosting algorithm[C]// Thirteenth International Conference on International Conference on Machine Learning. 1996: 148-156.
- [21] 赵传君, 王素格, 李德玉, 等. 基于分组提升集成的跨领域文本情感分类[J]. 计算机研究与发展, 2015, 52(3): 629-638.
ZHAO C J, WANG S G, LI D Y, et al. Cross-domain text sentiment classification based on grouping-adaboost ensemble[J]. Journal of Computer Research and Development, 2015, 52(3): 629-638.
- [22] 惠国保, 童一飞, 李东波. 基于改进的图像局部区域相似度学习架构的图像特征匹配技术研究[J]. 计算机学报, 2015, 38(6): 1148-1161.
HUI G B, TONG Y F, LI D B. Image features matching based on improved patch similarity learning framework[J]. Chinese Journal of Computers, 2015, 38(6): 1148-1161.
- [23] 葛启发, 冯夏庭. 基于 AdaBoost 组合学习方法的岩爆分类预测研究[J]. 岩土力学, 2008, 29(4): 943-948.
GE Q F, FENG X T. Classification and prediction of rockburst using AdaBoost combination learning method[J]. Rock and Soil Mechanics, 2008, 29(4): 943-948.
- [24] LI X, WANG L, SUNG E. AdaBoost with SVM-based component classifiers[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2008, 21(5): 785-795.
- [25] 张震, 汪斌强, 梁宁宁, 等. 一种基于 AdaBoost-SVM 的流量分类方法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5): 1481-1485.
ZHANG Z, WANG B Q, LIANG N N, et al. Internet traffic classification based on AdaBoost-SVM[J]. Application Research of Computers, 2013, 30(5): 1481-1485.
- [26] SRINIVASAN K, LEVIS P. RSSI is under appreciated[C]//IEEE The Third workshop on Embedded Networked Sensors (EmNets). 2006: 239-243.
- [27] 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 J, TANG J, LIU L L, 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.
- [28] 李宗林, 罗可. DBSCAN 算法中参数的自适应确定[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(3): 70-73.
LI Z L, LUO K. Research on adaptive parameters determination in DBSCAN algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(3): 70-73.

作者简介:



舒坚 (1964-), 男, 江西南昌人, 南昌航空大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为无线传感器网络、软件工程。

刘满兰 (1992-), 女, 湖南耒阳人, 南昌航空大学硕士生, 主要研究方向为无线传感网络、链路质量。

郑巍 (1982-), 男, 江西萍乡人, 南昌航空大学副教授, 主要研究方向为物联网、社交网络、智能优化。