

无线传感器网络干扰分类识别机制的研究

赵泽^{1,2}, 尚鹏飞^{1,2}, 陈海明¹, 刘强¹, 李栋¹, 张招亮^{1,2}, 崔莉¹
(1. 中国科学院 计算技术研究所, 北京 100190; 2. 中国科学院大学, 北京 100190)

摘要: 针对在优化无线传感器网络传输性能时, 识别出网络是否受到干扰并区分网络内与网络间的干扰类型是首要解决的问题。设计并实现了一种能够识别传感器网络干扰并区分网内、网间干扰类型的机制。首先通过实验获得了传感器网络在常见干扰状态下的有关性能参数, 并对这些参数进行了相关性分析, 之后基于 Logistic 分类模型建立了干扰状态以及网内、网间干扰类型的识别模型, 并根据实测数据确定了该模型的参数。实际测试表明基于该分类模型的分类型识别方法的准确率可达到 97% 以上, 能够有效解决发现网络受到干扰的情况以及对网络干扰识别的问题。

关键词: 无线传感器网络; 干扰识别; Logistic 模型; 相关性分析; 分类

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-436X(2013)10-0028-09

Interference identification and classification mechanism for wireless sensor network

ZHAO Ze^{1,2}, SHANG Peng-fei^{1,2}, CHEN Hai-ming¹, LIU Qiang¹, LI Dong¹, ZHANG Zhao-liang^{1,2}, CUI Li¹

(1. Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China;

2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract: The interference identification and classification of wireless sensor networks are important problems to improve network performance. To solve such problems, methods for interference identification and classification were designed and implemented. The experimental transmission parameters of the sensor nodes were obtained in different interference state, and then the Logistic model was used to identify the state of interference and classify the type of the interference based on the parameters given. The actual network data tests show that the classification model in the identification accuracy can be achieved more than 97%, which can effectively address the problem of recognition of network interference.

Key words: wireless sensor network; interference identification; Logistic model; correlation analysis; classification

1 引言

目前无线传感器网络 (wireless sensor network) 系统^[1]应用所使用的底层通信技术大多基于 802.15.4 标准, 工作在 2.4 GHz 的通信频段上。由于这个频段属于 ISM 频段, 很多其他无线通信设备也工作在该频段上, 如 Wi-Fi、蓝牙、无绳电话等,

因此工作在 2.4 GHz 频段的无线传感器网络系统在实际应用中极易受到其他无线通信设备的干扰。同时, 在无线传感器网络系统中会有多个节点同时工作, 节点之间相互的干扰问题也会显得尤为突出。因此, 无线传感器网络所受到的干扰来源可以分为 2 类, 一类是来自于同频段其他无线通信设备的干扰, 在本文中将其称为网间干扰; 另一类是来自于

收稿日期: 2012-07-10; 修回日期: 2012-10-25

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (“973”计划) 基金资助项目 (2011CB302803); 国家自然科学基金资助项目 (61202412, 61003293); 国家科技重大专项基金资助项目 (2010ZX03006-006); 工信部、财政部物联网专项 “物联网应用中间件研发及产业化” 基金资助项目

Foundation Items: The National Basic Research Program of China (973 Program) (2011CB302803); The National Natural Science Foundation of China (61202412, 61003293); The National S&T Major Project of China (2010ZX03006-006); The IoT Development Project of MIIT and MoF Under “Research & Development of IoT Application Middleware and Its Industrialization”

网络内部多个节点同时进行数据传输而产生的信道访问冲突干扰，在本文中将其称为网内干扰。为解决网内干扰对传感器网络传输性能的影响，目前大多采用跳频通信的方式，即将节点间的通信信道跳转到另外一个不受干扰的信道上，以减少外部设备对传感器网络数据传输的影响。为解决网内干扰的问题，目前的研究大多采用信道访问控制机制，如 CSMA、TDMA 以及多信道通信等，以降低节点间的相互冲突概率，从而减轻传输性能下降的问题。根据节点所受到的干扰类型不同，采用不同的避免或消除干扰的策略，可以有效地提高网络性能。因此，如何有效识别传感器网络节点所受到的干扰类型，就成为合理选择干扰避免或消除策略的一个基础问题。

无线传感器网络干扰情况识别与分类的研究主要面临以下 2 个方面的挑战：1) 如何判别传感器网络是否受到干扰以及区分所受到的干扰类型。据统计，Wi-Fi 通信是传感器网络的最大干扰源，比如笔者所在的实验环境内，在正常工作日的下午，可以同时监听到至少有 24 个 AP 在同时工作，连接的 Wi-Fi 终端设备在 54 个以上。因此，本文将 Wi-Fi 通信认为是对传感网的主要网内干扰；2) 如何选取合适的参数能够实现对网络的受干扰状况进行识别与分类。传感器网络的通信参数众多，但如何选取其中对识别干扰状况有主要贡献且容易获得的参数是需要通过大量的实验与分析才能够确定的。

本文根据实验测得的传感器网络节点在不同状态下的状态参数，提出了一种基于 Logistic 回归模型的干扰分类识别方法，能够根据节点的状态参数对网络节点所受干扰情况进行分类识别，从而能够指导网络的后续行为，提高网络整体性能。

本文的主要贡献如下：1) 通过实验获得了对网络干扰识别起主要作用的网络传输参数；2) 基于实验数据及其相关性分析，建立了 Logistic 回归分析模型，实现传感器网络干扰的分类识别；3) 通过实验验证了所建立模型及分类识别方法的有效性。

2 相关工作

传感器网络干扰识别与分类的相关研究中，大多是针对为提升网络传输性能而对网络传输链路质量进行分析，从而判断网络是否受到干扰的情

况。在网络受到干扰时，节点接收到的信号信息会有较明显的变化，如接收信号强度表示 (RSSI, received signal strength indicator)、链路质量表示 (LQI, link quality indicator) 以及信噪比 (SNR, signal-to-noise ratio) 等信息，然后通过这些信息对网络受干扰的状况进行分析。传感器网络节点可以根据接收到的数据信息并根据指定的场景特征值 (如背景噪声的分布、信号的衰减指数、节点发送功率的差异分布等) 来确定周围通信环境的干扰状况以及数据通信链路质量的概率分布。

文献[2]通过 RSSI 来进行 SNR 的分析,文献[3]结合接收到的 RSSI 值信息以及 LQI 进行网络节点干扰状况以及通信质量的分析及估计,同时也结合网络层多个接收到的数据分组进行综合分析,从而能够估计出网络干扰状况变化之后的数据传输情况。文献[4]通过使用对数距离路径计算模型估计接收到的数据分组能量值,在单个帧的数据分组链路质量变化相对缓慢的情况下,测量单个数据帧的 SNR 值。文献[5]通过使用监测 Hello 探测分组的 RSSI 来进行分组错误率以及环境干扰状况的估计,之后用于调整链路数据传输的速率等参数,使其能够获得优化的传输效果。文献[6,7]对传感器网络中存在的突发性干扰以及突发性数据传输这种常见到状况进行了研究,能够对链路环境突发性变化进行有效感知与预测,并做出适应性操作。基于 RSSI 和 LQI 等参数的分析链路质量的方法简单直观,实现方便,但是仅根据 RSSI 信息以及 SNR 的值来进行分析并不能足够准确地反应节点所受干扰以及数据分组的接收状况,并且由于 RSSI 以及 SNR 对于环境的反应过于灵敏,环境稍有变化,就会对分析的结果造成较大的影响,同时如果数据分组发生校验错误或直接被同频段的其他信号干扰,则 RSSI 就不能够真实地反映网络干扰状况。单纯使用 RSSI 或 LQI 进行链路质量的分析,还有可能对通信环境干扰状况的判断起到误导作用^[8],例如,即使在链路质量 SNR 很好的情况下,由于外部干扰引起的链路质量变化,同样不能够正确地估计出链路质量情况^[9]。

目前也有一些研究文献采用物理层信息来对通信环境干扰状况进行分析。VUTUKURU M 等人提出一种通过使用物理层的 softPHY 接口来直接估计链路的 BER^[10],文献中使用了物理层的纠错解码方法来判断输出每个数据位的对数似然比等信息

来直接计算估计链路的 BER 同时反映出链路环境受到干扰的状况。文献[11]采用了另外一种使用物理层信息的方法,提出了一种 802.15.4 的编码错误模式识别方法,文中根据 802.15.4 的编码方式中所采用的伪噪声编码的出错情况来进行识别,作为不同环境下信道特征识别的依据并分析在该环境下的链路状况。采用物理层信息可以直接获得环境干扰的变化情况,但由于物理层信息的获得一般需要专门的硬件支持,上述 2 篇文献中,均采用了 GNURadio 的 USRP 作为提供分析的物理平台,能够实现物理层信息的提供,而常见的传感网节点所采用的通信芯片(如 TI 的 CC2420 或 CC2430 等)却很难或不能直接提供这样的物理层信息。

综合上述内容,在目前对传感器网络受到干扰状况的识别与分析的研究中,利用单纯 RSSI 或 SNR 的信息对环境状况的反应准确性较低,而采用物理层信息对环境状况的反应则需要有硬件的有效支持。在本文的研究中,将同时利用传感网无线通信中的多种参数对通信环境进行分析,建立干扰分类以及识别机制的模型,能够分析反应出节点所处环境所受干扰的状况以及干扰的类型。

3 WSN 传输参数与相关性分析

3.1 实验环境的建立

本节将主要针对传感器网络节点在不同通信环境下网络性能参数与各传输参数之间的关系进行分析。本文中所采用测试的节点为自行研制的 EZ240 节点,该节点与 Telosb 节点兼容,射频部分为 TI 公司的 CC2420 芯片,处理器为 TI 公司的 MSP430F1611,测试实验中所使用的操作系统为

TinyOS2.1.1。

测试的环境分为 3 种:无干扰、存在网内其他节点的干扰以及存在网间同频 Wi-Fi 网络的干扰。测试节点采用 CSMA 方式通信。测量的参数包括:发送数据分组的长度 (length)、发送信号强度 (TxPower)、产生退避的次数 (CCATimes)、接收信号强度、通信链路质量、数据吞吐率(throughput)以及数据分组的接收率 (PRR)。

3.2 无干扰网络通信参数的测试

首先测量和分析在没有干扰的环境中传感器网络的通信性能表现。在实际测试中很难找到真正“干净”的无线环境,而 Wi-Fi 的 802.11 和 802.15.4 在频域上是有很大一部分是重合的,如图 1 所示。由于在中国范围内大多数的 Wi-Fi 设备所使用的信道一般为 1~11 信道,从图 1 中可以看出,802.15.4 通信的信道中,24~26 信道位于 Wi-Fi 的 11 信道之外,26 信道的中心频点距离 Wi-Fi 的 11 信道中心频点最远,基本上可以认为不受 Wi-Fi 网络的影响,因此,在该测试中将传感器网络节点的通信信道设置为第 26 信道(2.48 GHz)。同时,也使用了 E4407B 频谱仪在测试环境中对从 2.40~2.49 GHz 的无线信道进行频谱监测,如图 2 所示,在 2.48 GHz 的信道干扰噪声约为 -87 dBm,可以将其近似地看作“干净”的信道,以满足测量的需求。

为了测试与网络性能相关的各种参数,采用以 4 为步长,将 CC2420 芯片发送功率寄存器设置从 31(0 dBm)~3(-25 dBm)递减,发射功率 3 以下递减步长为 1;在每个发送功率状态下,以 5 为步长将数据分组的发送长度设置 28~123 byte,以及 127 byte (802.15.4 最大负载长度)进行测试。发送节点与接收

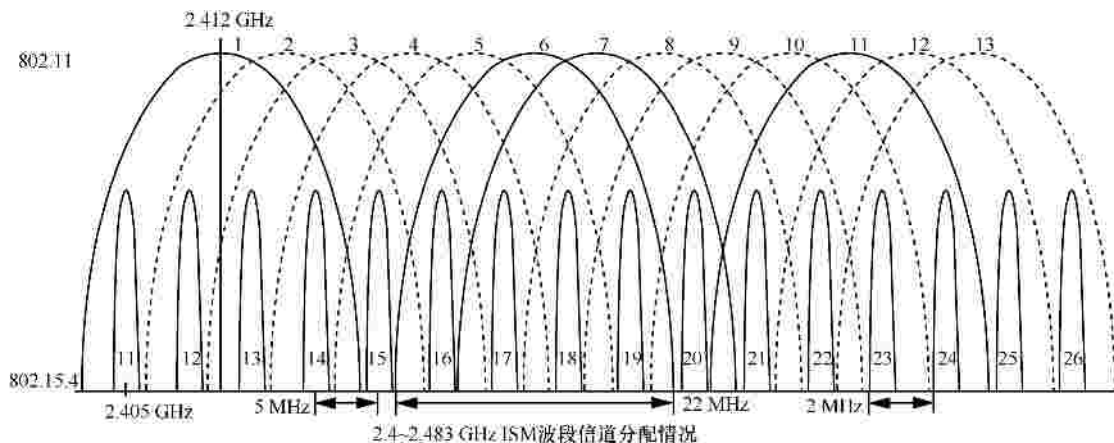


图 1 IEEE 802.11 与 802.15.4 信道重叠情况

节点相距 10 m, 每种长度的数据分组连续发送 60 s, 统计其 RSSI、LQI、CCATimes、Throughput 以及 PRR 这些与网络性能相关的参数。



图 2 实验无线环境色谱

测得的有效发送分组数量和 PRR 如图 3(a)所示。从图中可以看出, 数据分组发送功率在 23 (-3 dBm) 以上时, PRR 值保持在较高水平, 其值随数据分组的长度改变对 PRR 的影响不明显。当发送功率在 23 (-3 dBm) 以下时, PRR 随着数据分组的长度增加会有所下降, 这是因为数据分组的错误率随着数据分组长度的增加而明显增加。在数据分组的发送功率低至 7 (-15 dBm) 以下时, PRR 迅速降低, 当发送功率为 1~3 时, PRR 的值几乎全部为 0, 这是因为此时的发射功率不足以将数据发送给接收节点, 而此时接收节点只能统计 beacon 分组的参数信息, 而正常数据分组的平均信息无法得到。因此, 在进一步的讨论中, 将忽略这部分数据。

接着, 对测试的数据进行相关性分析。常用的相关检验方法包括 Pearson 相关分析、Kendall's tau-b 相关分析以及 Spearman 相关分析等方法。实验中将发送数据分组的长度和发送功率设置为离

散值, 实验数据不能直接满足常见的分布情况。因为 Spearman 相关分析是对数据的分布特征没有要求且适用范围较广^[12,13], 所以采用 Spearman 相关分析方法对网络性能参数进行相关性分析。

表 1 是对各个参数之间进行 Spearman 相关分析的结果。从表中可以看出, PRR 与 TxPower、RSSI、LQI 的相关性都较强, 与 Length 的相关性较弱, 与 CCAtimes 几乎无相关性; Throughput 对于 Length 有较强的相关性, 对于 TxPower、RSSI、LQI 都有一定的相关性, 同样与 CCAtimes 几乎不相关; 同时 PRR 与 Throughput 之间的相关性较弱。RSSI 和 TxPower 线性相关性非常高, 因此对于此情况下接收节点处进一步分析, 只考虑 RSSI 而不考虑 TxPower。

3.3 具有网内干扰与网间干扰的通信测试

首先, 测试网内干扰对传感器网络通信性能的影响。将干扰节点的发射功率设置为 31 (0 dBm), 干扰数据分组长为 28, 将节点放置在距离被测节点 1 m 的位置。被测节点的发射功率和数据分组长设置方法与 3.2 节相同。测试节点的有效发送分组数量与 PRR 如图 3 (b) 所示。从该图可以看出, 相比于无干扰环境, 当存在网内干扰时, 节点的发送分组数量略有减少, 而 PRR 没有明显的变化, 这是由于测试的节点采用了 CSMA 的机制。

接着, 测试网间干扰对传感器网络通信性能的影响。采用 USRP2^[14]进行 802.11b 数据分组的发送, 发送的信道为 13 信道, 发送速率为 1 Mbit/s, 数据分组内容为 “Hello World”, USRP2 与被测节点之间的距离为 1 m, 通过使用频谱仪测试, 被测节点处所接收到 USRP2 的干扰信号强度为 -26 dBm, 同时将节点的通信信道设置为 26 信道, 对应的频率为 2.48 GHz, 这样 EZ240 节点处在所设置 802.11b 的通信干扰范围以内。传感网节点有效发送分组数量与 PRR 的情况如图 3(c)所示。

表 1 无干扰节点参数 Spearman 相关性分析

	Length	TxPower	RSSI	LQI	CCAtimes	Throughput	PRR
Length	1.000	0.000	0.006	0.021	0.025	0.802	-0.267
TxPower	0.000	1.000	0.937	0.775	-0.017	0.409	0.784
RSSI	0.006	0.937	1.000	0.833	0.003	0.427	0.814
LQI	0.021	0.775	0.833	1.000	0.019	0.395	0.706
CCAtimes	0.025	-0.017	0.003	0.019	1.000	-0.004	0.023
Throughput	0.802	0.409	0.427	0.395	-0.004	1.000	0.227
PRR	-0.267	0.784	0.814	0.706	0.023	0.227	1.000

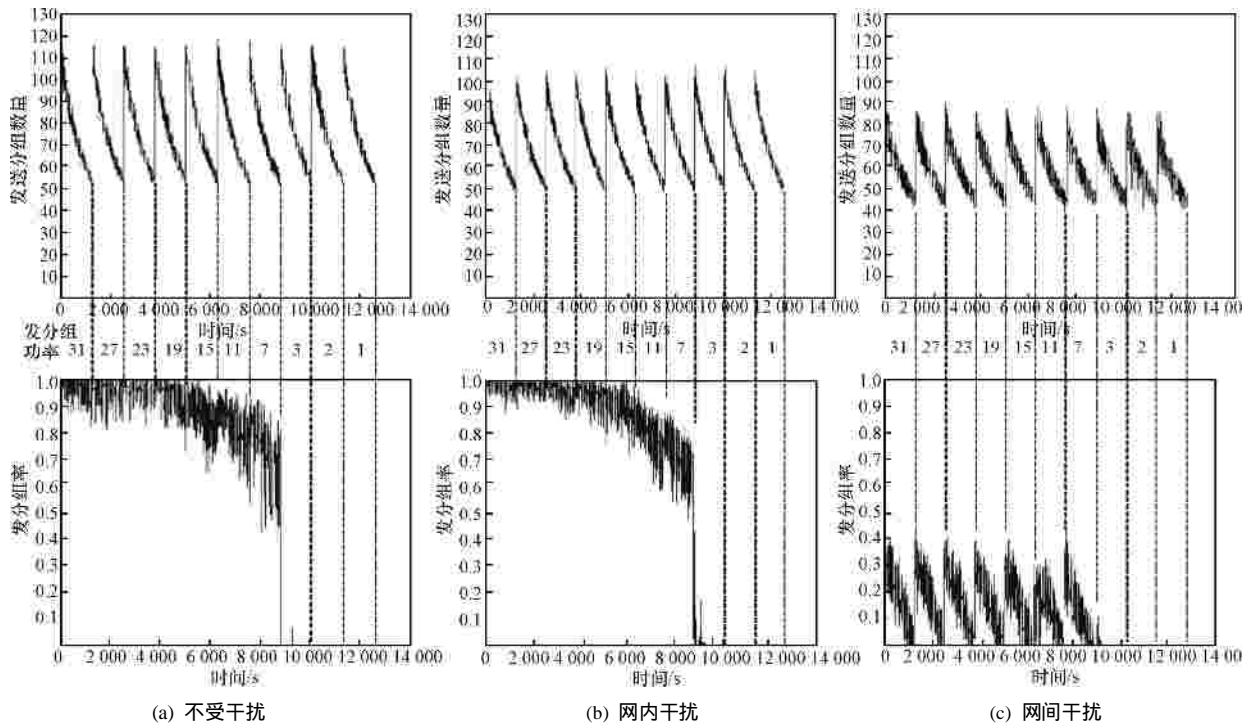


图 3 节点在不同干扰状态下单位时间发送分组数量

通过对比节点在单位时间内接收到的数据分组数量，可以看出与节点不受干扰时相比，受到同频段的 Wi-Fi 干扰的节点。1) 在单位时间内发送的数据分组数明显减少，并且其发送过程相对不稳定，同时可以明显看出，节点单位时间发送的数据分组个数依然与数据分组长度呈现负相关；2) PRR 整体大幅降低。当发送功率在 7 (-15 dBm) 及以上时，PRR 的波动与节点功率相关性不大，但能明显看出节点发送数据分组越长，PRR 越小，这一点在节点不受干扰或受网内干扰有一定的区别。分析其原因主要是由于 Wi-Fi 的 802.11b 的功率要强于 802.15.4 的功率，802.15.4 的数据发送不足以引起 Wi-Fi 数据传输的退避，因此 Wi-Fi 的数据通信会直接导致 802.15.4 的数据分组被破坏。

需要指出的是，在上述测试中，干扰源的发射功率及数据分组长度都恒定不变；在下述测试中，对干扰源的发送功率和数据分组长度进行改变，测试节点在不同干扰情况下的性能参数。

对于网内干扰，将干扰节点的发射功率设置为 31~1 (3 以上以步长为 4 递减)，干扰数据分组长设置为 28~127 (步长为 10 递增)，被测节点的发射功率设置为 31~1 (3 以上以步长为 4 递减)，数据分组长设置为 28~127 (步长为 10 递增)。测试节点的有效发送分组数量如图 4 所示。

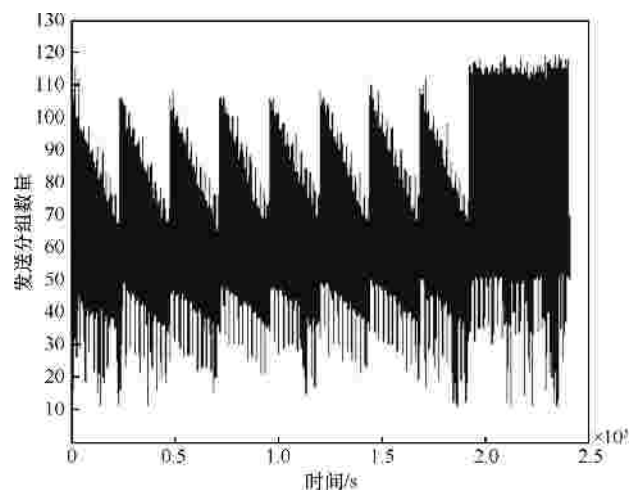


图 4 节点在不同网内干扰情况下的发送分组数量

从图 4 可以看出，在网内干扰节点功率为 3~31 时，节点由于受到的干扰比较大，因此节点的吞吐率随干扰分组的增加而明显降低，而当干扰功率降低到 1~2 时，节点发送的数据分组不再明显受到干扰。另外，也可以得到节点在受到每个特定功率和分组干扰时，它的 PRR 变化规律与节点不受干扰时的 PRR 类似。同样为了统计分析的真实性，后面的相关性分析中，会将 PRR 为 0 的情况忽略。将测试的数据进行 Spearman 相关性分析，如表 2 所示。

由表 2 对比表 1 可以看出，干扰节点的加入，

表 2 节点受到网内干扰的参数 Spearman 相关性分析

	Length	TxPower	RSSI	LQI	CCAtimes	Throughput	PRR	Int_Length	Int_Power
Length	1.000	0.005	-0.006	0.185	0.011	0.675	-0.251	-0.003	0.000
TxPower	0.005	1.000	0.742	0.188	-0.039	0.265	0.456	-0.005	-0.033
RSSI	-0.006	0.742	1.000	0.508	0.158	0.246	0.588	0.005	0.192
LQI	0.185	0.188	0.508	1.000	0.198	0.234	0.290	0.095	0.162
CCAtimes	0.011	-0.039	0.158	0.198	1.000	-0.385	0.032	0.536	0.539
Throughput	0.675	0.265	0.246	0.234	-0.385	1.000	0.199	-0.305	-0.216
PRR	-0.251	0.456	0.588	0.290	0.032	0.199	1.000	-0.009	-0.023
Int_Length	-0.003	-0.005	0.005	0.095	0.536	-0.305	-0.009	1.000	0.004
Int_Power	0.000	-0.033	0.192	0.162	0.539	-0.216	-0.023	0.004	1.000

使各参数之间的关系更复杂，原本非常强的相关性也因其他参数的牵制而降低。此时 PRR 与 TxPower、RSSI 有一定相关性，与 Length、LQI 有较弱相关性；Throughput 仍与 Length 相关性较强，与 TxPower、RSSI、LQI、CCAtimes、干扰 Length、干扰 Power 有较弱的相关性；PRR 与 Throughput 之间的相关性较弱。值得注意的是，CCAtimes 仅与干扰 Length 和干扰 Power 有一定相关性，干扰的加入，使得退避次数 CCAtimes 增大，这三者与 Throughput 都有一定的相关性，而它们与 PRR 的相关性却很低，因此网内干扰对 Throughput 有一定影响，而对 PRR 的影响不大。

为检测不同 Wi-Fi 的传输状态对传感网节点的干扰情况，又进行了如下的实验，将 Wi-Fi 作为干扰源分别进行 4 组实验，将其分别设置为：强功率、短分组；强功率、长分组；弱功率、短分组；弱功率、长分组。测试结果如图 5 和图 6 所示。

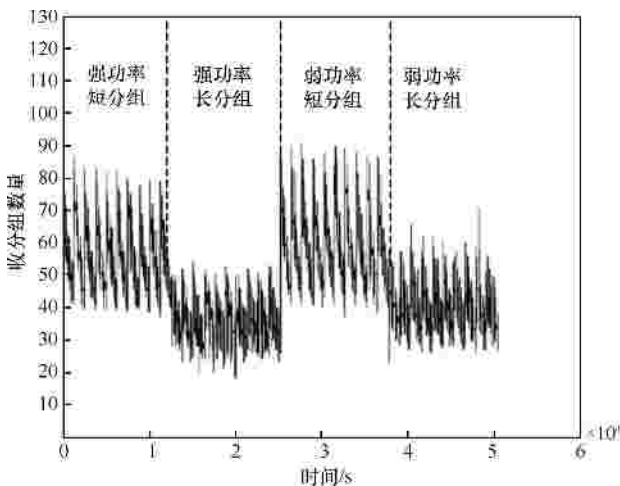


图 5 节点在不同 Wi-Fi 干扰情况下的发包数量

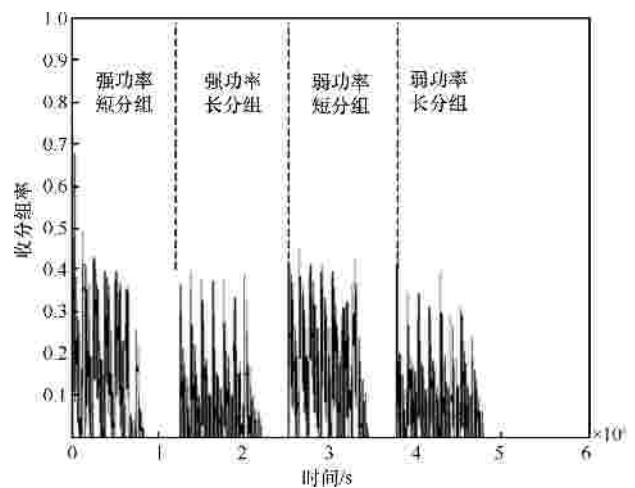


图 6 节点在不同 Wi-Fi 干扰情况下的 PRR

从图中可明显看出，对照于节点不受干扰的情况，无论是何种 Wi-Fi 干扰，都严重降低了节点数据分组的发送个数和 PRR。不同的干扰功率对节点的影响区别不大，而不同干扰数据分组的长短对节点数据分组的发送数量及 PRR 影响区别明显，长干扰分组的影响更大。长分组干扰时，节点每秒发送分组数集中在 25~45 之间，PRR 集中于 0~0.1 之间；短分组干扰时，节点每秒发送分组数集中在 40~80 之间，PRR 集中于 0.1~0.3 之间。而当节点发送功率降至 1~3 之间时，节点接收的 PRR 迅速降为 0。本文对节点受到 Wi-Fi 干扰时的各参数进行 Spearman 相关性分析，如表 3 所示。

将表 2 和表 3 与表 1 进行对比可看出，具有网内其他节点干扰时，干扰仅对 Throughput 和 CCAtimes 有一定影响，并且干扰源的数据分组长度和功率大小均会产生影响，而 Wi-Fi 干扰对 RSSI、LQI、CCAtimes、Throughput、PRR 都会产生影响，

表 3 节点受到网间 Wi-Fi 干扰的参数 Spearman 相关性分析

	Length	TxPower	RSSI	LQI	CCAtimes	Throughput	PRR	Int_Length	Int_Power
Length	1.000	0.074	0.012	0.165	-0.286	-0.237	-0.626	-0.097	-0.080
TxPower	0.074	1.000	0.652	0.451	-0.043	0.179	0.133	-0.086	0.093
RSSI	0.012	0.652	1.000	0.749	0.188	-0.136	-0.048	0.410	-0.198
LQI	0.165	0.451	0.749	1.000	0.142	-0.255	-0.214	0.377	-0.109
CCAtimes	-0.286	-0.043	0.188	0.142	1.000	-0.285	-0.021	0.553	0.157
Throughput	-0.237	0.179	-0.136	-0.255	-0.285	1.000	0.877	-0.690	-0.035
PRR	-0.626	0.133	-0.048	-0.214	-0.021	0.877	1.000	-0.410	0.055
Int_Length	-0.097	-0.086	0.410	0.377	0.553	-0.690	-0.410	1.000	0.013
Int_Power	-0.080	0.093	-0.198	-0.109	0.157	-0.035	0.055	0.013	1.000

且影响主要来自干扰源的数据分组长度,与干扰的功率大小相关性不大。此时 Throughput 仅与干扰 Length 相关性较强,PRR 与传感网节点的数据分组 Length 和干扰 Length 有一定相关性,而 Throughput 与 PRR 之间相关性很强。

根据上面的分析,要通过所测量的网络传输参数对节点受到干扰的状况进行分析,至少需要选择其中的 RSSI、LQI、CCAtimes、Throughput 以及 PRR 这几个参数。接下来将采用 Logistic 模型对节点受干扰的情况进行识别与分类分析。

4 干扰分类模型

在对传感器网络节点受到干扰情况进行分类的研究中,可以将节点受干扰的情况分为受到干扰与不受干扰 2 种情况,分别设为 C_1 与 C_2 。对于受到干扰的情况,又将其分为受到网内干扰与受到网间干扰 2 种情况,分别设为 G_1 与 G_2 。如果变量的分布是具有相等协方差矩阵的多元正态分布,就可以采用普通的后验概率建模的方法对其进行建模分析。然而在测试中发现这些数据并不能满足正态分布,针对这个特点,就需要避开需要满足正态分布条件的数据建模方法,而数据挖掘处理算法中的 Logistic 判别式方法不要求数据具有严格的多元正态分布而具有更普遍的适用性,能够完成对以上 2 种干扰情况的分类分析。

Logistic 判别式分析方法属于多重变量分析的范畴,其需要满足的条件:1)数据需要来自随机样本;2)因变量 y 是二分变量即 0 或 1 (C_1 或 C_2)。在本文所分析的数据中,所选择用于模型的数据分组包括 RSSI、LQI、CCAtimes、Throughput

以及 PRR,这几个参数都能够满足 Logistic 分析方法所要求的条件。下面介绍采用 Logistic 分析方法的原理与步骤。

对于给定的数据点 x ,它属于 C_1 类的估计概率为

$$P(C_1 | x) = \frac{1}{1 + \exp(b x)}$$

2 种分类的概率和为 1,则可以得到 x 属于第 2 种分类 C_2 的概率为

$$P(C_2 | x) = \frac{\exp(b x)}{1 + \exp(b x)}$$

对上面的关系进行变换,则可以看出其对数概率是 x_j 的线性函数,即:

$$\log \frac{r(C_2 | x_j)}{r(C_1 | x_j)} = b x_j$$

因此可以得出在数据点 x_j 受到干扰或非干扰的概率模型为

$$\log \frac{r(C)}{1 - r(C)} = e_1 + b_1 RSSI + b_2 LQI + b_3 CCAtimes + b_4 Throughput + b_5 PRR$$

以发送节点发送功率为 23,数据分组长度为 80 作为 Logistic 判别的实际数据。首先在无干扰的环境中统计 2 000 条样本;然后各因素不变,只在离发送节点 3 m 处添加一个干扰节点,干扰节点发送功率也为 23,干扰分组长度 80,统计 1 000 条样本;接着保持环境不变,将干扰节点替换为发送 802.11b 数据分组的 USRP2,在被测节点处通过频谱仪测得接收到的 USRP2 功率为 -45dBm,数据分组内容为“Hello World”,统计 1 000 条样本。

以这 4 000 条样本作为建立 Logistic 分类模型

的随机样本，使用 MATLAB 软件建立 Logistic 模型，设 $C_1=1$ 为受到干扰， $C_1=0$ 为不受干扰，以 RSSI、LQI、CCATimes、Throughput、PRR 为自变量，以 C_1 为因变量，得到的各参数如表 4 所示。

表 4 节点是否受到干扰的 Logistic 模型参数

参数	b
RSSI	0.021 3
LQI	0.017 5
CCATimes	-0.005 6
Throughput	-2.094 6×10 ⁻⁴
PRR	7.562 4
e_1	-0.429 5

对于干扰未知的情况， $p(C_1)$ 为节点受到干扰的概率，若 $p(C_1)>0.5$ ，认为节点受到干扰，否则，节点不受干扰。

在节点受到干扰的情况下，为了更细致地划分受到干扰的种类，设 $G_1=1$ 为受到网内干扰， $G_1=0$ 为受到网间干扰，只取受到这 2 种干扰的 2 000 条样本数据作为分类模型的随机样本，同样以 RSSI、LQI、CCAtimes、Throughput、PRR 为自变量，以 G_1 为因变量，建立干扰分类识别的概率模型为

$$\log \frac{r(g)}{1-r(g)} = e_2 + b'_1 RSSI + b'_2 LQI + b'_3 CCATimes + b'_4 Throughput + b'_5 PRR$$

通过 MATLAB 软件得到的 Logistic 模型各参数如表 5 所示。

表 5 节点干扰类型识别的 Logistic 模型参数

参数	b'
RSSI	-0.030 3
LQI	0.138 6
CCA Times	-0.010 1
Throughput	5.104 8×10 ⁻⁵
PRR	0.578 1
e_2	-16.954 7

在节点受到干扰的前提下， $p(G_1)$ 为节点受到的干扰是网内干扰的概率， $1-p(G_1)$ 则为干扰是网间干扰的概率。若 $p(G_1)>0.5$ ，认为节点受到的干扰为网内干扰，否则，干扰为网间干扰。这样就能够实现对网络中节点所受到的干扰情况以及干扰类型进行分类识别。

5 干扰分类识别方法的性能评价

在性能评价的测试中，将节点的通信信道设置为 26 信道，将节点的发送功率设为 23，发送数据分组长度 80，将节点设置在不定时的无干扰、网内干扰、网间 Wi-Fi 干扰的环境下，统计 25 000 组数据。其中，前 20 000 组数据作为训练序列用于测试建模参数，随后的 5 000 组数据用于进行模型的判别与分析。

所测试的每组数据中，均包括 RSSI、LQI、CCAtimes、Throughput 以及 PRR 这几个参数，通过所测数据获得的模型参数与之前所述的模型参数基本一致，在这里不再列出，仅对节点所受干扰情况以及干扰类型识别的结果进行分析。分析的指标包括网络所受到干扰的概率以及在受到干扰时，判断其受到干扰类型的概率。

在 5 000 组测试的数据当中，实际有 3 183 组数据为不受干扰的情况，1 817 组数据为受干扰情况。在 1 817 组受干扰数据中，有 841 组为节点受到网内干扰，976 组为节点受到网间干扰。

对实际数据判别的结果为 3 198 组不受干扰，1 802 组受干扰，共 15 组判别错误，判别正确率 99.70%，在判别受干扰的 1 802 组中，实际有 826 组受网内干扰，976 组受网间 Wi-Fi 干扰，判别结果为 722 组受网内干扰，1 080 组受网间 Wi-Fi 干扰，共 104 组判别错误，判别正确率 94.23%。

综上，在 5 000 组的测试数据中，有 4 881 组数据判别正确，正确率为 97.62%，其中，对网络受到干扰的判别正确率为 99.7%，对受干扰情况下的干扰分类识别正确率为 94.23%，具体的分类情况如表 6 所示。

表 6 干扰分类判别性能评价

分类情况	实际值	判别值
不受干扰	3 183	3 198
网内干扰	841	722
网间干扰	976	1 080
一次判别正确率	—	99.70%
二次判别正确率	—	94.23%
综合判别正确率	—	97.62%

6 结束语

在优化无线传感器网络传输性能时，识别与区分干扰类型是首先需要解决的问题之一。针对该问

题,本文首先通过实验分析了传感器网络节点在不同干扰状态下的传输参数之间的关系,其中包括数据分组长度、节点发送功率强度、接收功率强度、链路质量指示、发送退避次数与传输吞吐率、收分组率等与网络传输直接相关的参数,根据所获得的数据进行了相关性分析,并选取对网络干扰识别有主要影响的参数,建立了基于 Logistic 模型的干扰分类识别机制,并根据实验的数据获得模型的参数值。通过将采用模型进行识别与分类的结果与实际的实验数据进行对比分析,结果表明对网络受干扰状况识别准确率在 99% 以上,干扰分类识别的准确率可以达到 94% 以上,综合判别正确率在 97% 以上。

本文以实测的数据进行了模型参数的计算,由于该模型具有一定计算量,因此采用了集中式的算法,在进一步的工作中,将研究轻量级的自适应分类算法,能够在传感器网络节点上直接实现准确的干扰情况识别与分类。同时,将研究网络参数的预测方法,期望能够通过预测网络参数来实现对网络受干扰情况的预测,进而实现对网络所受干扰类型的预测。最终将利用干扰分类与预测的结果,实现一种传感器网络多信道通信机制或其他网络传输控制方法,以期能够有效提高传感器网络的传输性能。

参考文献:

- [1] 崔莉,鞠海玲,苗勇等. 无线传感器网络研究进展[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(1):163-174.
CUI L, JU H L, MIAO Y, *et al.* Research overview of wireless sensor network[J]. Journal of Computer Research and Development, 2005, 42(1):163-174.
- [2] CAMP J, KNIGHTLY E. Modulation rate adaptation in urban and vehicular environments: cross-layer implementation and experimental evaluation[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2010, 18(6): 1949-1962
- [3] FONSECA R, GNAWALI O, JAMIESON K, *et al.* Four-bit wireless link estimation[A]. Hot Topics in Networks (HotNets-VI)[C]. Atlanta, GA, 2007.
- [4] SCHMIDL T M, COX D C. Robust frequency and timing synchronization for OFDM[J]. IEEE Transactions on Communications, 1997, 45(12):1613-1621.
- [5] MASE K, OKADA H, NAKANO Y. RSSI-based cross layer link quality management for layer 3 wireless mesh networks[A]. 17th International Conference on Software, Telecommunications & Computer Networks[C]. 2009.
- [6] WOO A, CULLER D. Evaluation of Efficient Link Reliability Estimators for Low-power Wireless Networks[R]. Berkeley: University of California.
- [7] 张乐,李栋,崔莉, EasiTOD: 一种降低传感器网络时效障碍物干扰的检测调节机制[J]. 计算机研究与发展, 2009, (12):2003-2013.
- [8] REIS C, MAHAJAN R, RODRIG M, *et al.* Measurement-based models of delivery and interference in static wireless networks[A]. Proceedings of the 2006 Conference on Applications, Technologies, Architectures, and Protocols for Computer Communications[C]. 2006.
- [9] ZHANG J, TAN K, ZHAO J, *et al.* A practical SNR-guided rate adaptation[A]. Proceedings of INFOCOM 2008[C]. 2008.
- [10] VUTUKURU M, BALAKRISHNAN H, JAMIESON K. Cross-layer wireless bit rate adaptation[A]. Proceedings of SIGCOMM[C]. 2009.
- [11] WU K, TAN H, NGAN H, *et al.* Chip error pattern analysis in IEEE 802.15.4 mobile computing[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2012.11(4):543-552.
- [12] HAUKE J, TOMASZ K. Comparison of values of pearson's and spearman's correlation coefficients on the same sets of data[J]. Quaestiones Geographicae, Versita, Warsaw, 2011, 30(2):87-93
- [13] AMDT S, TUREVY C, ANDREASEN N C. Correlating and predicting psychiatric symptom ratings: spearman's r versus Kendall's tau correlation[J]. Psychiatric Research, Elsevier, 1999,33(2):97-104.
- [14] <http://www.gnuradio.org>, 2010.

作者简介:



赵泽(1978-),男,锡伯族,辽宁大连人,中国科学院计算技术研究所博士生,主要研究方向为无线传感器网络和嵌入式系统。

尚鹏飞(1989-),男,山东青岛人,中国科学院计算技术研究所硕士生,主要研究方向为无线传感器网络干扰检测与多信道通信机制。

陈海明(1981-),男,浙江宁波人,中国科学院计算技术研究所助理研究员,主要研究方向为无线网络与网络化嵌入式计算系统。

刘强(1971-),男,黑龙江哈尔滨人,中国科学院计算技术研究所副研究员,主要研究方向为无线传感器网络、短距离无线通信等。

李栋(1979-),男,黑龙江哈尔滨人,博士,中国科学院计算技术研究所副研究员,主要研究方向为物联网和传感器网络组网技术、物联网系统结构。

张招亮(1982-),男,江西宜春人,中国科学院计算技术研究所博士生,主要研究方向为无线传感器网络及物联网。

崔莉(1962-),女,北京人,博士,中国科学院计算技术研究所研究员,主要研究方向为传感器技术及无线传感器网络。