

基于流量预测的无线 mesh 网络负载均衡路由协议

柳永波 刘乃安 李晓辉 冀 琼

(西安电子科技大学通信工程学院 西安 710071)

摘 要 提出了一种基于神经网络预测模型的无线 mesh 网络负载均衡协议 NNP-L2MPM。协议根据网络中泛洪的 HELLO 包计算路径质量,从而选择出到达目的节点的最优下一跳,并以 MAC 层接口队列长度作为流量负载的衡量依据,然后利用 RBF 神经网络预测模型对 mesh 网路中的节点流量负载进行预测,根据预测的下一时刻的流量负载优化路径质量,提前实现路由更新,避免中间节点发生拥塞,进而提高网络性能。仿真结果表明:与原有路由协议相比,所提协议在数据包投递率上提高了约 9%,平均端到端延时降低了约 16%。

关键词 无线 mesh 网络,神经网络,流量预测,负载均衡

中图分类号 TN915.04 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.021

Load Balancing Routing Protocol Based on Traffic Prediction for Wireless Mesh Networks

LIU Yong-bo LIU Nai-an LI Xiao-hui JI Qiong

(School of Telecommunication Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract We proposed a load balancing routing protocol in the wireless mesh network based on neural network prediction model, namely NNP-L2MPM. In this protocol, the optimal next hop to the destination is selected by using the path quality which is calculated by HELLO packets flooded on the network. The traffic load is measured by the length of the queue at the interface in MAC layer. Then the RBF neural network model is used to forecast the traffic load in the nodes of the mesh network. According to the forecasted traffic load in the next time, path quality is optimized, routing is updated previously, congestion in the intermediate nodes is avoided, and finally network performance is improved. Compared with the original routing protocol, the results of simulation show that the rate of the packet delivery can increase about 9%, and the average end-to-end delay can reduce about 16%.

Keywords Wireless mesh network, Neural network, Traffic prediction, Load balancing

无线 mesh 网络(Wireless Mesh Network, WMN)是一种无线宽带接入技术,由移动 Ad hoc 网络(Mobile Ad hoc Network, MANET)发展而来。目前无线 mesh 网络路由协议的研究一般是在 MANET 路由协议的基础上进行优化改进的,其中大多数路由协议仅以跳数作为路由度量的标准,没有考虑负载问题。在最短路径路由中,路由上的节点比其它节点承受更重的负载,负载较重的节点容易发生拥塞,导致数据包丢失、缓存溢出,使得端到端的时延增加、吞吐量下降、传输连接丢失等,最终造成节点资源浪费,影响网络性能。

目前,所提出的一些负载均衡协议如 D-LAOR^[1] 协议,它是按需距离矢量路由的扩展,通过最小化估计的总路由时延和跳数来达到负载均衡,但是到达目的节点的携带有总路径时延的 RREQ 得不到保证。

CSLAR^[2] 是动态源路由(DSR)协议的扩展,路由负载采用信道接入可能性 NAV^[3] (网络分配矢量)、接口队列中的数据包数目和跳数信息的加权值。但是,NAV 不能完全反映信道竞争信息,而且由于需要与 MAC 层信息进行交互,实施复杂度高。

LBAODV^[4], WNNP-LBRP^[5] 和 NNP-LBRP^[6] 介绍了 AODV 协议负载均衡,主要是节点统计自己的负载(MAC 层

的平均数据队列长度),并与邻居节点进行交互,进而获得邻居节点的负载,根据自己与邻居节点的负载情况,判断 RREQ 的转发概率。LBAODV 考虑了当前负载和节点拥塞的趋势;WNNP-LBRP 和 NNP-LBRP 考虑了流量负载预测机制来避免网络拥塞。但是这几种方法都需要增加信令来实现与邻居节点信息的交互,还会增加存储的开销,且都具有按需路由的缺点。

基于分组的负载感知路由协议(DLAR)^[7] 使用缓存在节点接口队列中的分组数作为网络负载,此方法简单且易实现,但是只能在一定程度上体现节点当前的拥塞情况,无法体现节点拥塞的变化趋势,不能作为精确的网络负载度量方法。倘若在数据包传递的过程中能够考虑到节点下一时刻的负载状况,避开即将拥塞的节点,便可以减少因中间节点拥塞导致的丢包,提高数据的投递率。

研究表明,无线 mesh 网络流量具有自相似特性^[8], 可以进行流量建模预测^[9]。文献[10]论述了常见的几种预测算法,通过流量特性、建模复杂性、预测精度及应用场景等的分析比较,发现神经网络算法在描述非线性流量方面有独特优势,精度很高,具有较强的学习能力。

基于以上思想,本文以 L2MPM(二层无线 mesh 协议)为

到稿日期:2016-03-23 返修日期:2016-05-27 本文受面向智能终端的二层分布式组网技术及其移动互联网应用(2014K05-13)资助。

柳永波(1992-),男,硕士,主要研究方向为移动通信与宽带无线通信,E-mail:949185159@qq.com;刘乃安(1966-),男,硕士,教授,主要研究方向为无线通信与射频电路、宽带无线 IP 网络与技术;李晓辉(1972-),女,博士,教授,主要研究方向为宽带无线通信、无线资源管理;冀琼(1990-),女,硕士,主要研究方向为宽带无线通信。

基础,将神经网络预测模型用于 WMN 的负载均衡算法中,提出了一种具有负载均衡的主动式路由协议神经网络预测的二层无线 mesh 协议(Neural Network Prediction Layer 2 Mesh Protocol for Mobile,NNP-L2MPM)。

1 L2MPM 协议

1.1 基本原理

L2MPM 路由协议工作在数据链路层,是一种先验式路由协议。其基本思想是在源节点的所有单跳可达邻居节点中为目的节点找到对应路径上的最佳邻居节点,并使用最佳邻居点作为数据转发过程中的下一跳节点,而不需要知晓整个网络的拓扑及路由信息。

协议主动维护到网络中所有可达节点的信息,节点周期性广播 HELLO 消息来通告网络中其它节点自己的存在,邻居节点收到此 HELLO 消息后根据相应的转发规则进行重播。HELLO 消息一直泛洪广播,直到每个节点都至少收到一次该 HELLO 消息或者 HELLO 消息丢失或者 TTL 值过期。通过统计分析协议中 HELLO 包的传输情况,为节点确定到每个可达节点的最优下一跳节点和潜在下一跳节点。确定最佳邻居节点的依据是路径质量,路径质量的好坏决定了网络建立和更新的速度以及网络的性能。

网络中泛洪的 HELLO 包格式如图 1 所示。

Octets	1	4	4	6	6	1	1	1
包类型	生存期	序列号	节点负载	始发MAC地址	发送MAC地址	跳数计数	路径质量	标示

图 1 HELLO 包格式

- 包类型:指示 HELLO 包的类型;
- 生存期:HELLO 消息能够传播的最大跳数,每经过一跳减 1;
- 序列号:表示 HELLO 消息的新旧程度;
- 节点负载:预测的节点的下一时刻负载值;
- 始发节点的 MAC 地址:生成 HELLO 消息绑定协议的接口 MAC 地址;
- 发送者的 MAC 地址:转发此 HELLO 消息的上一跳节点的 MAC 地址;
- 跳数计数:HELLO 包经转发的次数;
- 路径质量:接收节点到始发节点整条路径上的路径状况;
- 标示:包括直接邻居、双向链路、可视化等。

1.2 链路质量算法

L2MPM 协议中,在节点维持的滑动窗口周期内,链路质量衡量考虑了可靠性、跳数和链路非对称性等因素。节点根据网络中泛洪的 HELLO 包计算路径质量(见图 2),路径质量的计算公式为:

$$new_qos=hello_qos\times qos_t\times (1-(1-qos_r)^3)\times (1-hop_penalty/255)$$

(1)

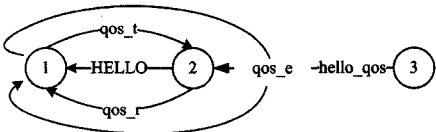


图 2 计算路径质量的示意图

其中,new_qos 表示从始发此 HELLO 消息的源节点到节点 1 的路径质量;

hello_qos 表示从节点 2 转发过来的 HELLO 消息中所携带的路径质量;

qos_r 表示在滑动窗内节点 1 接收到的 HELLO 消息中从 2 发送的 HELLO 消息的百分比;

hop_penalty 表示跳数惩罚值,经过的跳数越多,惩罚越多,255 为最大跳数;

qos_e 表示在滑动窗口内节点 1 接收到节点 2 重播的始发 HELLO 消息的百分比;

qos_t 表示从节点 1 到节点 2 可靠传输 HELLO 消息的质量。

$$qos_t=qos_e/qos_r$$

(2)

2 NNP-L2MPM 协议

现有负载均衡算法均是采用节点当前时刻的流量负载信息来衡量节点负载状态,有时节点流量的动态变化会使负载均衡失效。NNP-L2MPM 协议是以 L2MPM 为基础,采用 RBF 神经网络预测模型^[11]对节点的流量负载进行预测,重新评估链路质量,从而达到路由优化、负载均衡的目的。

2.1 神经网络预测算法

径向基神经网络是由 Moody 和 Darken 于 1988 年提出的一种神经网络结构,是一种 3 层前向网络(见图 3)。RBF(径向基)网络既有生物背景,又结合函数逼近理论;具有唯一最佳逼近点的优点,而且能够逼近任意的非线性函数;可以处理系统内的难以解析的规律性,具有良好的泛化能力和很快的学习收敛速度。

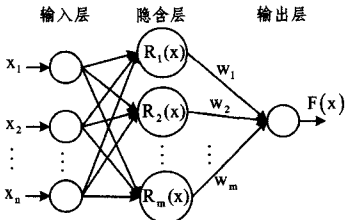


图 3 RBF 神经网络的 3 层结构

网络的输入层节点负责把输入数据传递到隐含层,隐含层节点包含非线性的核函数,而输出层一般由简单的线性函数构成。常用的核函数为高斯核函数:

$$R_i(x)=\exp(\frac{-\|x-c_i\|^2}{2\sigma_i^2}),i=1,2,\cdots,m$$

(3)

其中,x 为 n 维输入矢量, $x=\{x_p|x_p\in X,p=1,2,\cdots,n\}$,X 为输入样本集,n 为输入神经元的个数,m 为隐含层节点的个数, c_i 为第 i 个隐含层节点的中心,与 x 具有相同的维数, σ_i 为第 i 个隐含层节点的宽度。

RBF 神经网络的输出为:

$$F(X_k)=\sum_{i=1}^mw_i\exp(\frac{-\|X_k-C_i\|^2}{\sigma_i^2})$$

(4)

其中, w_i 为从隐含层到输出层的权值。

本文将采用 5 个输入神经元和 1 个输出神经元,网络中的参数将通过具体的训练算法对样本数据的不断训练得到。训练分为两个阶段:1)隐含层径向基函数中心的确定阶段,即确定隐含层数 m、隐含层节点的中心 c_i 和宽度参数 σ_i ;2)径向基函数权值学习阶段,即确定隐含层与输出层间的连接权值 w_i 。

2.1.1 训练样本选取

将流量负载的样本数据存储起来,构成样本数据集 $P=$

$\{p_j, j=1, 2, \dots, N\}$, 其中, N 为样本数据的个数, 此处取 60, p_j 表示节点 j 的负载值。样本采集后要归一化处理为 $[0, 1]$ 之间的数据, 即:

$$X = \{x_j\}, x_j = \frac{p_j - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}, p_j \in P, j=1, 2, \dots, N \quad (5)$$

其中, $p_{\max}$ 为 MAC 层接口队列长度的最大值, $p_{\min}$ 为 MAC 层接口队列长度的最小值, 此处取 0, 表示 MAC 层接口队列为空的情况。

样本数据归一化处理后需要对样本数据进行分组。将 X 处理为 $N-n$ 行 n 列的矩阵。即:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \dots & x_n \\ x_2 & x_3 & \dots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N-n} & x_{N-n+1} & \dots & x_{N-1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$Y = \begin{bmatrix} x_{n+1} \\ x_{n+2} \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix} \quad (7)$$

其中, N 为样本个数, n 为输入神经元个数; Y 为期望输出矩阵。

2.1.2 网络的训练与输出

本文采用 K-Means 聚类算法^[12]选取 RBF 基函数中心。该算法简单、实用, 可以根据各聚类中心之间的距离确定各隐含节点的扩展常数。整体算法的具体过程如下:

(1) 选择一个合适的参数 m 表示隐含层节点数, 随机选取 m 个代表点 $c_1, c_2, \dots, c_m$, 定义一个计数器 B_m 用于统计每个聚类中心中样本的个数。

(2) 按照最小距离法则对样本 X 逐个进行分类。

$$J = \arg \min_{i=1}^m \|X - c_i\|^2 \quad (8)$$

(3) 计算 J 并用各聚类列表计算均值, 其用来聚类新的代表点; 若 J 不变或在一定精度范围变化, 则停止, 否则跳转至 (2)。

(4) 确定隐含层中基函数的标准差:

$$\sigma = \frac{d_{\max}}{\sqrt{2m}} \quad (9)$$

其中, m 是隐含节点的个数, $d_{\max}$ 是所选取的中心节点之间的最大距离, 这是根据数据中心的散布而确定的, 其目的在于避免每个径向基函数太尖或太平。

(5) Green 矩阵由高斯函数得来:

$$G = \exp\left(-\frac{m}{d_{\max}^2} \|x_k - c_i\|^2\right), k=1, 2, \dots, N; i=1, 2, \dots, m \quad (10)$$

其中, N 是样本个数, m 是隐含层个数。

则输出权值为:

$$w = [w_1, \dots, w_m]^T = G^+ \cdot Y \quad (11)$$

其中, $G^+ = (G^T \cdot G)^{-1} \cdot G^T$ 是矩阵 G 的伪逆, $Y = [y_{n+1}, y_{n+2}, \dots, y_N]^T$ 是期望响应。

(6) 在得到基函数中心等参数和初始权值后, 再用有监督的学习算法调整隐含层到输出层的权重。本文采用 LMS 算法。

误差指标:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N-n} (Y_i - F(X_i))^2 \quad (12)$$

网络权值的学习算法:

$$w_m(k+1) = w_m(k) + \eta \frac{\partial E}{\partial w_m(k)} \quad (13)$$

其中, k 为迭代步数, $\eta \in [0, 1]$ 为训练速率系数。

通过不断的训练可以获得具有一定精度的预测模型, 进而获取节点下一时刻的流量值:

$$p = F(x) \cdot (p_{\max} - p_{\min}) \quad (14)$$

其中, x 为神经网络 n 维矢量的输入数据; $F(x)$ 为神经网络的输出值。

2.2 负载均衡的链路质量算法

依据 2.1 节讲述的神经网络的预测方法, 每个节点根据自己统计的前 n 个测量时刻内的负载值 $p_1, \dots, p_n$, 通过式 (14) 预测出下一时刻的负载值 p_{n+1} 。节点在发送 HELLO 包时, 将预测负载累加到 HELLO 包的相应字段, 接收节点根据式 (16) 计算到该节点的路径质量, 选出最优下一跳。转发前节点将根据式 (14) 计算出的预测负载累加到 HELLO 包相应字段, 以此类推。

节点下一时刻的空闲度:

$$IDLE = p_{\max} - p_{n+1} \quad (15)$$

改进后的路径质量:

$$qos_{ad} = \omega \cdot new_qos + (1 - \omega) \cdot IDLE, \omega \in (0, 1) \quad (16)$$

其中, new_qos 是原有路径质量; qos_{ad} 是添加负载均衡后的路径质量; ω 是可以调整的权值, 此处取 0.7。

在比较 qos_{ad} 时, 处于临界状态时可能会出现频繁切换的现象。为防止这种现象, 在判断路由是否切换时添加门限限制, 只有新的 qos_{ad} 大于之前的 qos_{ad} 一个门限 η (本文取 0.1) 时, 才进行切换。

3 仿真及性能分析

3.1 仿真场景设置

本文使用 NS2 验证 NNP-L2MPM 路由度量的性能。为衡量协议性能的好坏, 采用数据包投递率和平均端到端时延作为性能评价指标, 采用递增的 cbr 流数目表示负载的增加。因为无线 mesh 网络中的节点基本是静止的, 所以本文采用 5×5 的网格型拓扑结构。网络分布 25 个节点, 节点距离为 150m, 每个节点都是静止不动的, 仿真时间是 300s, 无线传播模型是更符合实际环境的 Shadowing 模型, 每个数据包固定为 1024 字节, 发包率为 0.4Mbps, 每个数据流持续时间为 50s, 数据流开始时间随机生成, 最后取 50 次仿真结果的平均值。

3.2 仿真结果与分析

图 4 展示了在一定发送速率的条件下数据包投递率随 cbr 流数目的变化情况, 由图可知, 网络负载越重, 数据包投递率越小。采用了改进后的协议, 数据包投递率平均增加了约 9%, 且负载越重, 改善的效果越好。

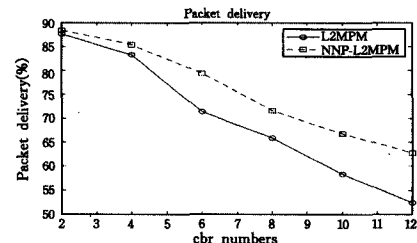


图 4 数据包投递率随数据流数目的变化情况

图 5 显示了分组的平均端到端时延随 cbr 流数目的变化情况。从图中可知,随着负载的增加,分组的平均端到端时延不断增加,主要是由分组在节点处的排队时延引起的。改进后的协议具有预测负载的功能,使用负载较轻的节点作为中间节点转发分组,降低了端到端的时延;相比原来的协议,采用本协议后平均时延降低了约 16%。

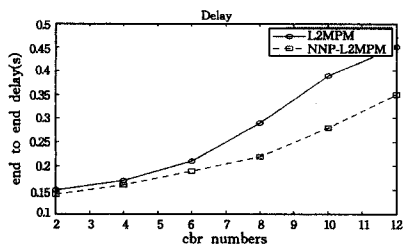


图 5 端到端平均时延随数据流数目的变化情况

结束语 本文提出了一种基于流量预测机制的负载均衡协议 NNP-L2MPM,用于进一步改善路由选路的性能。协议利用 RBF 神经网络预测模型,实现了对节点流量负载的预测,进而实现了负载均衡。实验表明,NNP-L2MPM 协议具有较好的性能。

参考文献

[1] SONG J H, WONG V, LEUNG V C M. Load-aware on-demand routing (LAOR) protocol for mobile ad hoc networks[C]//The 57th IEEE Semiannual Conference on Vehicular Technology, 2003(VTC 2003-Spring). IEEE, 2003:1753-1757.

[2] LI Y, MAN H. Three load metrics for routing in ad hoc networks[C]//2004 IEEE 60th Vehicular Technology Conference, 2004(VTC2004-Fall). IEEE, 2004:2764-2768.

[3] TON C K, LE A N, CHO Y Z. Load balanced routing protocols for ad hoc mobile wireless networks[J]. Communications Magazine, IEEE, 2009, 47(8): 78-84.

[4] WANG Sha-sha, ZHU Guo-hui, WANG Xin. Research on load balancing routing algorithm for Ad Hoc networks[J]. Modern Electronics Technique, 2013, 36(3): 40-42. (in Chinese)

王莎莎, 朱国晖, 王鑫. Ad Hoc 网络负载均衡路由协议研究[J]. 现代电子技术, 2013, 36(3): 40-42.

[5] SHA Yi, YAN Xing-xing, TANG Xun. Load Balancing Routing

Protocol Based on Traffic Prediction for Ad Hoc Network[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science), 2012, 33(10):1403-1406. (in Chinese)

沙毅, 闫星星, 唐逊. 基于流量预测的 Ad Hoc 网络负载均衡协议[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2012, 33(10):1403-1406.

[6] SHA Yi, LI Gui-rong, ZHANG Li-li, et al. Prediction of node traffic routing protocol based on neural network in Ad hoc networks[J]. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(36):118-122. (in Chinese)

沙毅, 李贵荣, 张立立, 等. 神经网络预测 Ad hoc 节点流量的路由协议[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(36):118-122.

[7] LEE S J, GERLA M. Dynamic load-aware routing in ad hoc networks[C]// IEEE International Conference on Communications, 2001(ICC 2001). IEEE, 2001:3206-3210.

[8] YIN Shou-yi, LIN Xiao-kang. Traffic Self-similarity in Wireless Mesh Network[J]. Telecommunications Science, 2005, 21(4): 53-55. (in Chinese)

尹首一, 林孝康. 无线 Mesh 网络流量自相似性研究[J]. 电信科学, 2005, 21(4): 53-55.

[9] LIANG Q. Ad hoc wireless network traffic-self-similarity and forecasting[J]. Communications Letters, IEEE, 2002, 6(7): 297-299.

[10] DONG Meng-li, YANG Geng, CAO Xiao - mei. Methods of Network Traffic Prediction [J]. Computer Engineering, 2011, 37(16):98-100. (in Chinese)

董梦丽, 杨庚, 曹晓梅. 网络流量预测方法[J]. 计算机工程, 2011, 37(16):98-100.

[11] WANG Jun-song, GAO Zhi-wei. Network traffic modeling and prediction based on RBF neural network[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(13): 6-7. (in Chinese)

王俊松, 高志伟. 基于 RBF 神经网络的网络流量建模及预测[J]. 计算机工程与应用, 2008, 44(13): 6-7.

[12] ZHOU Wei-hua. Optimization Study of the Hidden Structure and Parameters in the RBF Neural Networks [D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)

周维华. RBF 神经网络隐层结构与参数优化研究[D]. 上海: 华东理工大学, 2014.

(上接第 79 页)

[9] QIAN W Y, YANG Y J, YANG N N, et al. Particle swarm optimization for SNP haplotype reconstruction problem [J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 196(1):266-272.

[10] WU Jing-li, WANG Zhao-can. Genetic Algorithm for Solving Triploid Individual Haplotype Reconstruction Problem [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2014, 35(4): 840-844. (in Chinese)

吴璟莉, 王兆灿. 求解三倍体个体单体型重建问题的遗传算法[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(4): 840-844.

[11] WU Jing-li. Research on the combinatorial optimization problem in detection of genetic diversities [D]. Changsha: Central South University, 2008. (in Chinese)

吴璟莉. 遗传多态性检测中组合优化问题的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2008.

[12] LIPPERT R, SCHWARTZ R, LANCIA G, et al. Algorithmic

strategies for the SNPs haplotype assembly problem [J]. Briefings in Bioinformatics, 2002(3):23-31.

[13] FILIPPO G. A comparison of several algorithms for the single individual SNP haplotyping reconstruction problem [J]. Bioinformatics, 2010, 26(18):2217-2225.

[14] MYERS G. A dataset generator for whole genome shotgun sequencing [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Intelligent Systems for Molecular Biology. California: AAAI Press, 1999:202-210.

[15] RICHTER D C, OTT F, et al. MetaSim-A Sequencing Simulator for Genomics and Metagenomics [J]. PLOS ONE, 2008, 3(10): e3373.

[16] PANCONESI A, SOZIO M. Fast hare; a fast heuristic for single individual SNP haplotype reconstruction[C]// Proceedings of 4th Workshop on Algorithms in Bioinformatics. Heiderberg: Springer-Verlag, 2004:266-277.