

基于神经网络的无线传感器网络数据预测应用研究

高 刃^{1,2} 唐 龙³ 伍爵博⁴

(武汉大学电信学院 武汉 430072)¹ (湖北经济学院 武汉 430072)²

(武汉大学软件工程国家重点实验室 武汉 430072)³ (深圳市安捷信联科技有限公司 深圳 518057)⁴

摘 要 无线传感器网络是一种由数量庞大的网络节点形成的复杂无线网络,是无线传感器的典型应用,目前已经广泛应用在多个领域当中。将神经网络引入到无线传感器网络当中,通过神经元描述每一个无线传感器数据,构建神经网络元模型。对传统的神经网络模型进行改进,利用无线传感器的神经网络模型,实现无线传感器网络采集数据的融合与提取。通过各种应用类型的差异,选择影响数据输出结果的主要因素,建立一种能够进行预测的模型。以某个区域是否发生火灾为实验原型,对该区域的火灾发生概率进行预测,采用已有的火灾发生数据为训练样本,通过收敛的网络预测火灾发生的概率。实验结果表明,基于神经网络的无线传感器网络数据预测是一种可行、有效的方法。

关键词 神经网络,无线传感器网络,数据预测

中图分类号 TP393 **文献标识码** A

Application Research of Data Prediction in Wireless Sensor Network Based on Neural Network

GAO Ren^{1,2} TANG Long³ WU Jue-bo⁴

(School of Electronic Information, Wuhan University, Wuhan 430072, China)¹

(Hubei University of Economics, Wuhan 430072, China)²

(State Key Laboratory of Software Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China)³

(Shenzhen Angelshine Co., LTD., Shenzhen 518057, China)⁴

Abstract Wireless sensor network is a typical application of wireless sensor and composed of the huge number of network nodes. It has been widely used in many fields. Neural network was introduced into the wireless sensor network, and the meta-model of neural network was constructed by the neurons with the description for wireless sensor data. A wireless sensor network of the data gathering fusion and extraction was realized based on wireless sensor neural network model and the improved traditional neural network model. Through the various application type of differences influence data output, a predicting model was established by the choice of the main factors. The experimental prototype of one region in fire was carried out based on the forecast of the existing fire data for the training sample and through the network of convergence, the probability of occurrence in a fire was forecasted. The experimental results show that it is a feasible and effective method for data prediction using the wireless sensor network based on neural network.

Keywords Neural network, Wireless sensor network, Data prediction

1 引言

无线传感器网络是随着无线技术与网络技术发展起来的、拥有大数据量微节点、能够进行远程监控、实时数据获取的新型复杂网络。无线传感器网络作为计算、通信和传感器 3 项技术相结合的产物,是一种全新的信息获取和处理技术^[1,2]。随着传感器、微处理器和无线通信技术的发展,无线传感器网络得到了广泛的应用,在生态环境监测、基础设施安全、先进制造、物流管理、医疗健康、工业传感、智能交通控制、智能能源及军事等领域具有十分广阔的应用前景^[3-7]。无线传感器网络朝着自组织、自适应网络的方向发展,同时多学科交融的无线传感器技术应用也正得到越来越多的关注。神经

网络即是其中应用较多的一种。

由于神经计算在信息处理方面的独特性和应用价值,目前已成为智能信息处理研究和应用领域的热点之一^[8]。人工神经网络是由处理单元及其称为联接的无向信号通道互连而形成的并行分布式处理器。人工神经网络力图模仿生物神经系统,通过接受外部输入的刺激,不断获得并积累知识,进而具有一定的判断预测能力^[9]。人工神经网络拥有多种类型,在不同的应用领域可以针对领域特性采用不同的网络模型,较为常见的是 BP 网络模型,它适用于各种常见的工程领域^[10],同时适用于无线传感器网络。该模型通过学习训练数据(包括输入和输出值),不断地改变连接权值,构建模型的非线性联系,从而根据新的输入值预测输出值的大小。人工神

到稿日期:2011-06-20 返修日期:2011-09-28 本文受国家科技支撑计划项目(2011BAH20B05),湖北省教育厅科研项目(Q20112208)资助。

高 刃(1979-),男,博士,主要研究方向为 Ad hoc 网络、认知无线网络等,E-mail:gaoren_928@yahoo.com.cn;唐 龙(1982-),男,博士,主要研究方向为空间数据库、认知无线网络等;伍爵博(1981-),男,博士,主要研究方向为数据挖掘、移动电子商务、软件工程等。

神经网络的研究与发展对现代科学技术产生了深远的影响^[11]。

本文提出了一个基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型,并进行了仿真实验。针对传统 BP 神经网络模型的不足,考虑数据预测模型的自身特点,对 BP 神经网络模型进行了改进和融合;引入动量项,降低震荡范围,提高训练时速度;利用自适应学习率使得在神经网络训练样本集的时候,能够支持自适应学习率调整的机制;对权值进行修正改进,以便更快、更准确地进行神经网络预算。给出了预测模型的具体步骤,并进行了实验分析。

2 改进的 BP 神经网络模型

目前,传统的 BP 神经网络模型还存在一些缺点,例如收敛速度慢、容易陷入局部最小点等。为了构建更适合数据预测的神经网络模型,本文对 BP 神经网络进行了算法的改进与融合,提出了更加适合无线传感器网络的数据预测模型。

2.1 添加动量项

BP 神经网络训练实际上是一种对神经网络各个层次之间的迭代进行修正的过程。当网络模型能够真正学习到样本集中隐藏的知识时,停止迭代。添加运动项,能够有效考虑多重因素,不仅调整某个时刻的梯度下降方向,还调整该时刻之前的梯度方向,以真正降低震荡范围,提高训练速度。

因此,将神经网络中含有动量项的权值调整量为 $\Delta W(t) = \eta \delta X + \alpha \Delta W(t-1)$,其中 α 为动量项系数, $\alpha \in (0, 1)$,通常取 0.9; W 为某个网络层次的层权矩阵; X 为该层次的输入向量; η 为学习率。当网络的权值与阈值每次发生改变时,需要加入上一次的改变量。将动量项引入到 BP 神经网络当中,能够修正网络,使训练过程向着底部的平均方向变化,从而能够改善网络的收敛性能,降低网络的震荡幅度。

2.2 自适应学习率

学习率 η 是 BP 神经网络的一个重要指标参数。在特定环境中,一般由专家或者依靠经验来设置适合的学习率。学习率 η 能够对权值空间里的权值进行空盒子,能够沿梯度方向影响每一个变化的大小。它是对收敛速度有较大影响的参数:学习率越大,权值的改变越剧烈,收敛速度也越快,不过容易产生训练过程的震荡;学习率越小,权值的改变越小,同时会使收敛速度下降。为了解决这一问题,一般是在保证收敛精度的前提下,尽可能提高 η 的数值,使收敛速度加快。在神经网络训练样本集的时候,应选择一种能够支持自适应学习率调整的机制。通过引入误差函数的方法,可以实现自适应过程。

自适应学习率公式如下:

$$\eta(k+1) = \beta \times \eta(k), E < 0 \quad (1)$$

$$\eta(k+1) = \gamma \times \eta, \text{其他} \quad (2)$$

式中, $E = E(K) - E(K-1)$; β 和 γ 分别为大于和小于 1 的常数,取值范围为 1.2~1.3 和 0.7~0.8; $\eta(k)$ 为第 k 次学习率; $E(K)$ 为第 k 次神经网络误差的平方和。在网络训练的迭代过程中,学习率能够根据此式进行自适应调整,故能够通过不同的学习率连接不同的权系数,以快速合理的方式向极小点逼近,从而缩短网络收敛时间。

2.3 权值修正改进

为了更快、更准确地进行神经网络预算,获得适合于数据预测的网络模型,本文融合以下动量梯度算法修正网络层次

权值:

$$w_{ij}^k = w_{ij}^{k-1} + \eta [(1-\alpha) \Delta w_{ij}^k + \alpha \Delta w_{ij}^{k-1}], \alpha \in [0, 1] \quad (3)$$

式中, α 为动量因子。当 α 设置为零时,权值修正仅与当前的负梯度相关;当 α 设置为 1 时,权值的修正将由上一次迭代的负梯度值决定。采用此模式训练神经网络,能够降低学习过程中的震荡幅度,相当于加入了阻尼项,因此能够提高系统的性能,改善收敛度,防止算法陷入到局部极值当中,从而提高神经网络的整体精确度,以便更适合对数据预测进行计算。

3 基于改进的神经网络的无线传感器网络数据预测模型

通过以上改进的神经网络模型,利用无线传感器网络获取实时的数据,经过样本的训练,实现数据预测。本文提出的数据预测模型主要流程如图 1 所示。

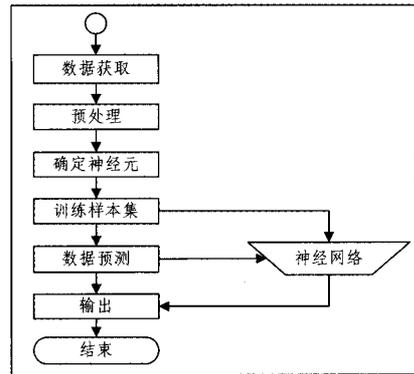


图 1 基于改进的神经网络的无线传感器网络数据预测模型

第一步 数据获取。本模型基于无线传感器网络,因此数据源来自某个无线传感器网络应用。通过该网络,能够实时获取远程传感器网络数据,将数据收集到数据中心,集中进行处理。

第二步 数据预处理。将无线传感器网络获取的数据,按照应用领域的差异进行预处理,以达到能够满足不同应用的数据预测目的。该过程通常采用数据标准化、数据清理、数据规约化等技术。

第三步 确定神经元。本步骤对收集到的数据类型、数据数量进行分类,按照神经网络的要求,确定所获取的数据的神经元类型,包括输入的神经元种类与输出的神经元种类。

第四步 训练样本集。为了使神经网络模型能够合理准确地进行预测,实现对神经网络进行训练,训练样本集的选择应该符合“通用性、一般性”原则,注重客观性。这样形成的神经网络模型才能够应用于后续的数据预测。

第五步 数据预测。数据预测是模型的最后一个步骤,本环节利用以上生成的神经网络模型以及获取的无线传感器数据,进行数据预测。

通过确定不同应用领域的神经元、数据类型等,采用基于改进的神经网络的无线传感器网络数据预测模型能够进行各种不同领域、不同应用的数据预测。

4 改进的 BP 神经网络模型

本文以某个区域是否容易发生火灾为实验数据,基于本文提出的基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型进行应用实验,确定各种神经网络模型与数据结果;通过样本的提

取、样本的校验与样本的学习,将无线传感器网络数据训练后,进行火灾发生难易程度的预测。

4.1 确定输入神经元

为了构建一个合理的神经网络模型,选取输入神经元十分重要,它能够直接影响到数据预测的结果。综合考虑某个区域的地理位置与周围环境特征,本文选取6个影响因子作为本神经网络的输入,分别是光照、温度、湿度、风力、风向、地形和可燃性类型。

为了便于理解,以上6个影响因子按顺序分别用以下代码表示:S1,S2,S3,S4,S5,S6。光照描述了该区域某个时间点的光照强度,温度是该区域当前的摄氏温度,湿度是该区域的当前湿度,风力、风向代表了该区域的风强度大小与走势,地形则反映了该区域的地质特征,可燃性类型对该区域的火灾难易程度也会产生影响。

4.2 确定输出神经元

本实验的主要目的是通过无线传感器网络实时获取数据,利用神经网络模型对某个区域是否容易发生火灾进行预测。输出神经元即为该区域火灾发生难易程度的预测结果。本文定义输出的难易程度分为高火灾发生区域、中火灾发生区域、低火灾发生区域、无火灾发生区域。通过4种不同级别的火灾描述,能够为用户提供有效的预测方式,为某区域是否会发生火灾做出预案。输出神经元采用百分之M的模式来表示,100代表该输出神经元为某个输出预测因子的完全预测,故4种不同级别的火灾描述分别表示为(100,0,0,0)、(0,100,0,0)、(0,0,100,0)、(0,0,0,100)。

4.3 神经网络训练

在确定了输入神经元与输出神经元之后,下一步就是对神经网络模型进行样本集的训练,以确定网络走向,最终实现预测的目的。以某个区域通过无线传感器网络的实时数据资料为基础,取对这一区域的10周观测数据作为样本,进行训练学习,最大训练次数为200万次,网络收敛误差平方和指标为 0.5×10^{-6} ,初次学习率为0.01,动量常数为0.9。本实验采用MATLAB作为工具和平台,部分样本输入神经元与输出神经元如表1、表2所列。

表1 训练样本集的输入神经元

时间段	输入神经元					
	S1	S2	S3	S4	S5	S6
第1周	0.74	0.33	0.15	0.45	0.01	0.56
第2周	0.73	0.32	0.16	0.34	0.02	0.55
第3周	0.81	0.35	0.12	0.36	0.02	0.49
第4周	0.82	0.34	0.14	0.55	0.05	0.29
第5周	0.79	0.34	0.19	0.57	0.04	0.34
...

表2 训练样本集的输出神经元

时间段	输出神经元			
	S1	S2	S3	S4
第1周	0.12	0.11	0.56	0.21
第2周	0.02	0.09	0.76	0.23
第3周	0.13	0.22	0.53	0.12
第4周	0.25	0.23	0.32	0.20
第5周	0.49	0.21	0.16	0.14
...

按照以上设置进行反复的迭代神经网络训练,当收敛满足设置好的网络连接权值和阈值时,停止训练。

4.4 数据预测

通过以上过程实现神经网络模型的样本训练后,便可以预测该区域未来时段的火灾发生程度。对未来3周的火灾预测结果输入神经元与输出神经元,如表3、表4所列。

表3 输入神经元

时间段	输入神经元					
	S1	S2	S3	S4	S5	S6
第1周	0.69	0.34	0.12	0.37	0.03	0.52
第2周	0.75	0.31	0.18	0.30	0.02	0.54
第3周	0.73	0.30	0.11	0.35	0.02	0.51

表4 输出神经元

时间段	输出神经元			
	S1	S2	S3	S4
第1周	0.13	0.13	0.36	0.38
第2周	0.16	0.25	0.46	0.23
第3周	0.12	0.40	0.33	0.15

对比分析以上实验结果与真实数据,发现基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型能够分析实时获取的无线传感器数据,并做出正确的预测,其结果与实际情况吻合。因此,基于改进的神经网络模型,利用无线传感器网络获取实时数据进行预测,是一种有效、可行的方式。

结束语 随着信息化技术与通信技术的发展,人们对数据的获取与数据的传输速率要求日益提高,传统的通信技术已经难以满足人们的需求。无线传感器网络即是实现这一目标和要求的产物。通过无线传感器网络,用户能够实时获取各种不同区域的监测数据,它是下一代通信网络技术的重要技术之一。无线传感器网络已经应用在很多领域,并取得了较好的成果。本文提出了一种基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型,它能够利用现有的无线传感器网络资源实现高速的数据传输,为用户提供实时性数据预测需求。本文首先对现有的BP神经网络进行了分析,针对无线传感器网络数据预测的应用需求,对BP神经网络进行了改进与多方法融合。其次,给出了基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型,对其主要过程进行了说明与描述。再次,给出了一个具体的实验,来对本文提出的数据预测模型进行验证,结果表明本文方法是有效、可行的。基于神经网络的无线传感器网络数据预测模型能够进行某个领域的自学习,以获取当中的影响因子,构建复杂的非线性关系,有效降低人为干预对预测结果产生的影响,使结果更具客观性。

参考文献

- [1] 韩红彦,张西红,张晓.无线传感器网络研究[J].科学技术与工程,2007
- [2] 朱蒙.无线传感器网络综述[J].科技广场,2010
- [3] 龚本灿,李腊元.无线传感器网络路由协议研究[J].微计算机信息,2011
- [4] Evans J J,Janek J F,Gum A, et al. Wireless sensor network design for flexible environmental monitoring [J]. Journal of Engineering Technology,2008,25(1):46-52
- [5] Gong P. Wireless sensor network as a new ground remotesensing technology for environmental monitoring[J]. Journal of Remote Sensing,2007,11(4):545-551
- [6] Hill J,Horton M,Kling R, et al. The Platforms Enabling Wire-

less Networks[J]. Communications of the ACM, 2004, 47(6): 41-46

- [7] Perrig A, Stankovic J, Wagner D. Security in Wireless Sensor Networks[J]. Communications of the ACM, 2004, 47(6): 53-57
- [8] Cunningham P, Carney J. Stability problem with artificial neural networks and the ensemble solution[J]. Artificial Intelligence in Medicine, 2000, 20(3): 217-225
- [9] 李全亮. 基于改进的 BP 神经网络在我国税收预测中的应用[J]. 企业经济, 2008(7)

- [10] Nielsen M, Lund O. An artificial neural network-based alignment algorithm for MHC class II peptide binding prediction[J]. BMC Bioinformatics, 2009, 10: 296
- [11] Lin Y H, Shie J R, Tsai C H. Using an artificial neural network prediction model to optimize work-in-process inventory level for wafer fabrication[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36: 3421-3427

(上接第 43 页)

杂。图 19 和图 20 分别显示了在均匀部署场景 DOI 传输模型下锚节点数量和 DOI 对定位精度的影响。仿真结果表明, DOI 的存在导致两种算法的定位精度都有所波动, 但大多数情况下, SA_MDS 算法的定位精度都要高于 MDS_MAP 算法的定位精度。

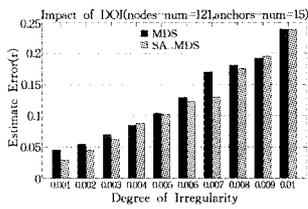
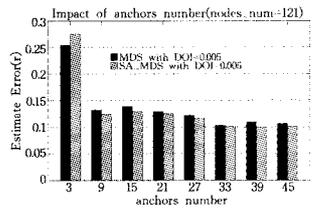


图 19 锚节点数对定位精度的影响(S_Re, DOI Model) 图 20 DOI 对定位精度的影响(S_Re, DOI Model)

为了更充分反映 SA_MDS 算法的性能, 在 C 形随机部署场景下也做了仿真实验。图 21 示出了节点在 C 形区域内的连接关系。图 22 显示了 C 形网络下节点数量对定位精度的影响。从图中可以看出, 在相同条件下, SA_MDS 算法的定位精度要高于 MDS_MAP 算法的定位精度。图 23 反映了 C 形网络下锚节点数量对定位精度的影响。仿真结果表明, 在相同锚节点数的情况下, 相比于 MDS_MAP 算法, SA_MDS 算法能够提供更加精确的定位服务。

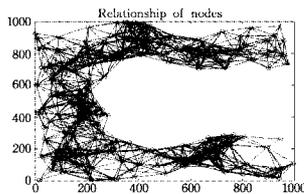


图 21 节点连接关系图(C_Ra, Perfect Model)

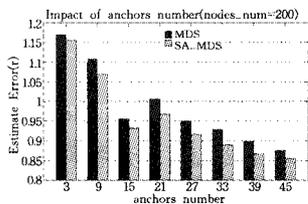
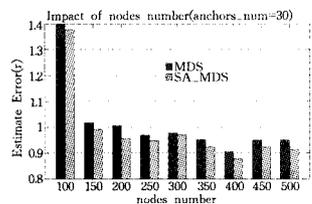


图 22 节点数对定位精度的影响(C_Ra, Perfect Model) 图 23 锚节点数对定位精度的影响(C_Ra, Perfect Model)

结束语 节点定位技术是 WSNs 中关键的支撑技术之一。本文用数学方法对 MDS_MAP 定位算法进行了改进, 提出了距离自调整的多维定标节点定位算法(SA_MDS)。SA_

MDS 算法根据节点的连接情况, 对节点的两跳距离运用 3 种方法估算, 然后自动调整节点间的估算距离进行定位。仿真实验结果证明, SA_MDS 算法能够适应 WSNs 的特点, 在 3 种部署场景、两种无线传输模式下, SA_MDS 算法比 MDS_MAP 算法能够提供更加精确的定位服务。在获得相同定位精度的要求下, SA_MDS 算法需要的节点数量、锚节点数量都要比 MDS_MAP 算法需要的节点数量少, 这样可以降低网络部署所需要的成本。下一步的工作是研究网络模型及其动态特性对算法的影响, 以便在更加真实的网络环境中取得较好的定位效果。

参考文献

- [1] Datta S, Klinowski C, Rudafshani M, et al. Distributed localization in static and mobile sensor networks[C]// Proceedings of IEEE WiMob. Montreal, Que, 2006: 69-76
- [2] 王福豹, 史龙, 任丰原. 无线传感器网络中的自身定位系统和算法[J]. 软件学报, 2005, 16(5): 857-868
- [3] Chiang S-Y, Wang Jin-long. Localization in Wireless Sensor Networks by Fuzzy Logic System[C]// Proceedings of the 13th International Conference on Knowledge-Based and Intelligent Information and Engineering Systems. Berlin, Heidelberg, 2009: 721-728
- [4] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) using AoA[C]// Proceedings of IEEE INFOCOM. San Francisco, California, USA, 2003: 1734-1743
- [5] He T, Huang C, Blum B M, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks[C]// Proceedings of ACM MobiCom. San Diego, California, USA, 2003: 81-95
- [6] Shang Yi, Ruml W, Zhang Ying. Localization from Mere Connectivity[C]// Proceedings of ACM MobiHoc. Annapolis, Maryland, USA, 2003: 201-212
- [7] Navas J C, Imielinski T. Geographic Addressing and Routing[C]// Proceeding of ACM MobiCom. Budapest, Hungary, 1997: 66-76
- [8] Shang Yi, Ruml W. Improved MDS-based Localization[C]// Proceeding of IEEE INFOCOM. Hong Kong, China, 2004: 2640-2651
- [9] Wu Chang-hua, Sheng W, Zhang Y. Mobile Sensor Networks Self Localization Based on Multi-dimensional Scaling[C]// Proceedings of ICRA. Roma, Italy, 2007: 4038-4043
- [10] Zhou Gang, He Tian, Krishnamurthy S, et al. Models and Solutions for Radio Irregularity in Wireless Sensor Networks[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2006, 2(2): 221-262