

# 基于 BP 神经网络的多传感器数据融合技术优化\*

何拥军, 曾文权, 曾文英

(广东科学技术职业学院 计算机工程学院, 广东 珠海 519090)

**摘要:** 传统的数据融合算法要求获得比较精确的对象数学模型, 对于复杂的难于建立模型的情况无法适用。为解决上述问题, 提出了一种基于 BP 神经网络算法的多传感器数据融合方法, 对对象的先验要求不高, 具有较强的自适应能力。仿真结果表明, 采用 BP 神经网络对传感器数据进行融合处理大大提高了传感器的稳定性及其精度, 效果良好。

**关键词:** 数据融合; 神经网络; 多传感器网络

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)22-0052-03

## Based on BP neural network multi-sensor optimization of data fusion technology to optimize

He Yongjun, Zeng Wenquan, Zeng Wenying

(School of Computer Engineering Technology, Guangdong Vocational College of Science and Technology, Zhuhai 519090, China)

**Abstract:** Traditional data fusion algorithms need precise mathematical model of objects, which is difficult for modeling complex situations. To address these problems, we propose a neural network algorithm based on BP multi-sensor data fusion method, the object of a priori less demanding, with a strong adaptive ability. Simulation results show that obtained using BP neural network to process sensor data fusion can greatly improve the stability of the sensor and its precision to good effect.

**Key words:** data fusion; neural network; multi-sensor network

大多数无线传感器网络应用是由大量传感器节点构成的, 共同完成信息收集、目标监视和感知环境的任务。在信息采集的过程中, 若采用各个节点单独传输数据到汇聚节点的方法, 会产生大量冗余信息, 从而浪费大量的通信带宽和宝贵的能量资源, 这显然是不合适的<sup>[1]</sup>。此外还会降低信息的收集效率, 影响信息的及时采集。为避免上述问题, 人们采用了一种称为数据融合(或称为数据汇聚)的技术。所谓数据融合是指将多份数据或信息进行处理, 组合出更高效、更符合用户需求的数据的过程<sup>[2]</sup>。在大多数无线传感器网络应用中, 许多时候只关心监测结果, 并不需要收到大量原始数据, 数据融合是处理该类问题的有效手段。根据融合操作的级别划分为数据级融合<sup>[3]</sup>、特征级融合<sup>[4]</sup>以及决策级融合<sup>[5]</sup>。数据级融合是指通过传感器采集的数据融合, 是最底层的融合, 通常仅依赖于传感器的类型。特征级融合是指通过一些特征提取手段, 将数据表示为一系列的特

征向量, 从而反映事物的属性, 是面向监测对象的融合。决策级融合是根据应用需求进行较高级的决策, 是最高级的融合。无线传感器网络的数据融合技术可以结合网络的各个协议层来进行。例如在应用层, 可通过分布式数据库技术, 对采集的数据进行初步筛选, 达到融合效果; 在网络层, 可以结合路由协议, 减少数据的传输量; 在数据链路层, 可以减少 MAC 层的发送冲突和头部开销, 节省能量的同时, 保证信息的完整性。无线传感器网络的数据融合技术只有面向应用需求的设计才会真正得到广泛的应用。

目前许多学者提出了很多传感网数据融合算法, D-S 方法<sup>[6]</sup>和贝叶斯算法<sup>[7]</sup>作为一种处理不确定性问题的重要的数据融合方法, 已经广泛应用于各种数据融合系统中, 但是该方法主要是依靠自身的传感器的采集, 这种方法融合精度不高, 具有一定的不确定性等, BP 神经网络算法是一种监督式的学习算法, 其主要思想是通过采

\* 基金项目: 广东省科技计划项目 (2010B060100056)

# 网络与通信

Network and Communication

用梯度搜索技术对已知网络入侵样本进行学习,最终实现网络的实际输出值与期望输出值的均方误差最小。

本文充分利用了BP神经网络的优点,主要研究了传感网络数据融合方法,提出了一种改进的基于BP神经网络算法在传感网络数据融合中的应用,依据不同的融合目标对传感器信息进行选择过滤和优化处理,仿真结果表明了本文算法的有效性和实用性,节约了数据融合的能量。

## 1 BP神经网络的多传感器数据融合技术

### 1.1 BP神经网络算法

BP神经网络<sup>[8]</sup>是一种前馈式神经网络,是目前使用最广泛的一种神经网络,一般包括输入层、若干隐含层和输出层三部分,网络结构如图1所示。

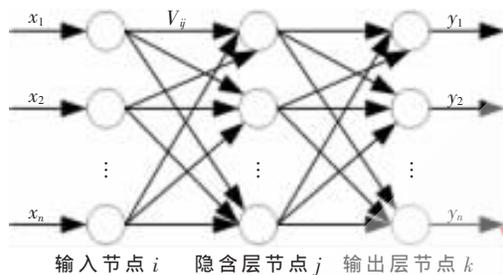


图1 BP神经网络结构模型

BP神经网络算法是一种监督式的学习算法,其主要思想是通过采用梯度搜索技术对已知网络入侵样本进行学习,最终的目的就是网络的实际输出值与期望输出值的均方误差最小。在BP神经网络的学习过程中,输入信号从输入层经隐含层单元逐层处理,并传向BP神经网络的输出层,每一层BP神经元只影响下一层神经元的状态。如果在BP神经网络输出层得不到期望的输出,那么就要进行BP神经网络反向传播,将输出信号的误差沿原来的连接通路返回,通过不断调整各层神经元的权重,最终使均方误差最小。其基本学习过程如下:

(1) 初始化BP神经网络状态。对网络的连接权值 $w_{ij}$ 、 $v_{ji}$ 和阈值 $\theta_j$ 、 $\gamma_i$ 赋初值;

(2) 输入第1个BP神经网络学习样本对;

(3) 对中间层各神经元的输入 $u_j$ 和输出 $h_j$ 进行计算。采用公式如下<sup>[8]</sup>:

$$u_j = \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i - \theta_j \quad (1)$$

$$h_j = f(u_j) = \frac{1}{1 + \exp(-u_j)} \quad (2)$$

(4) 对BP神经网络的输出层各神经元的输入 $l_i$ 和输出 $y_i$ 进行计算:

$$l_i = \sum_j v_{ji} h_j - \gamma_i \quad (3)$$

$$y_i = \frac{1}{1 + \exp(-l_i)} \quad (4)$$

(5) 对BP神经网络的连接到输出层神经元 $t$ 上的权值误差 $\delta_t$ 进行计算,即:

$$\delta_t = (c_t - y_t) y_t (1 - y_t) \quad (5)$$

其中, $c_t$ 表示样本的期望值。

(6) 对BP神经网络的计算连接到中间层神经元 $j$ 上的权值误差 $\delta_j^{[9]}$ 进行计算,即:

$$\delta_j = \sum_{i=1}^q \delta_i v_{ji} h_j (1 - h_j) \quad (6)$$

(7) 对BP神经网络的连接权值 $v_{ji}$ 和阈值 $\gamma_i$ 进行更新,即:

$$v_{ji}(N+1) = v_{ji}(N) + \alpha \delta_i h_j \quad (7)$$

$$\gamma_i(N+1) = \gamma_i(N) + \beta \delta_i \quad (8)$$

(8) 对BP神经网络的连接权值 $w_{ij}$ 和阈值 $\theta_j$ 进行更新,即:

$$w_{ij}(N+1) = w_{ij}(N) + \alpha \delta_j x_i \quad (9)$$

$$\theta_j(N+1) = \theta_j(N) + \beta \delta_j \quad (10)$$

(9) 输入下一个学习样本对,跳转到步骤(3),不断重复,直到全部样本对训练完毕。

(10) 进行新一轮BP神经网络学习训练,如果满足下列条件,则学习训练完成。

$$\left| \sum_{k=1}^z E_k \right| \leq \varepsilon \quad (11)$$

其中, $\varepsilon$ 表示预设精度, $E_k$ 表示均方误差,即:

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^q (c_i - y_i)^2 \quad (12)$$

### 1.2 BP神经网络多传感数据融合算法

本文提出基于神经网络传感器网络数据融合方法,充分利用了BP神经网络的优点,主要研究了多传感网络数据融合方法,提出了一种改进的基于BP神经网络算法在传感网络数据融合中的应用,依据不同的融合目标对多传感器信息进行选择过滤和优化处理。本文数据融合算法的具体原理如图2所示。

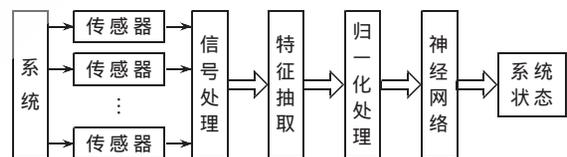


图2 神经网络数据融合原理图

在网络训练之前,首先必须要对数据进行归一化处理,以保证网络层输出不会太小。这里中心向量的初始值 $p_i$ 由训练样本确定,其中 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, p_{i4}, p_{i5})$ ,  $i = 1, 2, \dots, 10$ 。若其属于第一类数据变化的训练样本集,表示为 $\{S_1, S_2, \dots, S_m\}$ ,中心向量 $p_1$ 中各元素的初始值为这些样本输入向量中每个元素的平均值。然后采用梯度下降法分别调整中心向量、宽度和系数及最后一层的权值。在训练过程中,先选取较大的学习速率,如果后一步的训练误差大于前一步的训练误差,就减小学习速率,使得网络收敛。由于加入了每个类别中心向量的先验信息,网络权值的调整限制在了一定范围内,避免陷入局部最小点。本文考虑了数据融合的有损融合和无

## 网络与通信 Network and Communication

损融合问题,算法的主要描述步骤如下:

- (1)用选定的  $N$  个传感器检测系统状态;
- (2)采集  $N$  个传感器的测量信号并进行预处理;
- (3)对预处理后的  $N$  个传感器信号进行特征选择;
- (4)对特征信号进行归一化处理,为神经网络的输入提供标准形式;

(5)将归一化的特征信息与已知的系统状态信息作为训练样本,送神经网络进行训练,直到满足要求为止。该训练好的网络作为已知网络,只要将归一化的多传感器特征信息作为输入送入该网络,则网络输出就是被测系统的状态。

### 2 仿真与结果分析

在 Windows 操作系统下,本文所有的实验都是在 PC P4 T2310 1.86 GHz, 2 GB RAM, Intel 182865G 显卡的计算机上完成的,实验环境为 MATLAB 7.0。对本文提出的神经网络数据融合模型进行仿真测试,根据融合前后数据信息含量划分为无损融合和有损融合,前者在数据融合过程中所有细节信息均被保留,只去除冗余的部分信息,后者通常会省略一些细节信息或降低数据的质量。

本文对有损融合、无损融合与没有进行数据融合的实验结果进行了比较。在仿真试验中,本文在一定的范围内放置一定参数的节点,10 个源节点沿着一条路由路径在 4~6 跳的范围内发出连续的比特。为了对数据融合的有效性进行研究,本文增加了节点的发送频率,数据流发送速度为 1.5~3.7 包/s,仿真重复 30 遍,端到端的延时为 1 s。

如图 3 所示,在网络繁忙的时候,与不进行数据融合的结果相比,无损融合和有损融合都可以显著地减少平均的延时。因为融合技术可以控制信息传递的数量。这里要注意的是,有损融合在保留延迟的区域之下总是成功的,而无损融合仅是点上的成功,在此之后系统将变得过载。

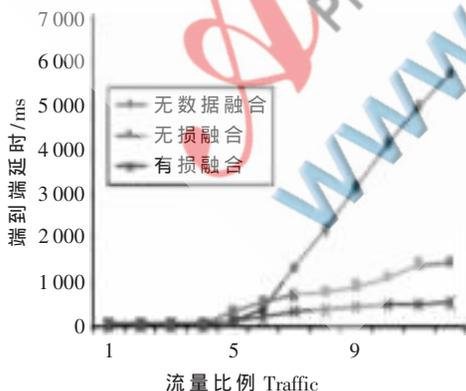


图 3 端到端数据传递负载

当产生的信息量超出实时容量时,有损融合通过聚集较小比例的包来保持端到端延迟。如图 4 所示,融合具有非零的损失率。

如图 5 所示,在拥塞出现之前,无损融合和有损融合可以通过减少控制消息的数量和传播的数量达到能

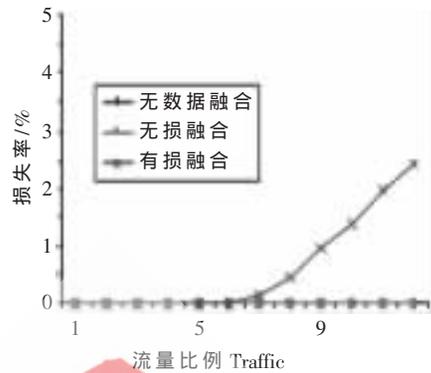


图 4 无数据融合与有损融合仿真比较

源的节约。从图 3、图 4 和图 5 可以看出,本文提出的神经网络传感器网络数据融合模型是一种有效的数据融合处理方法。采用 BP 神经网络对传感器数据进行融合处理,输出输入稳定简单。

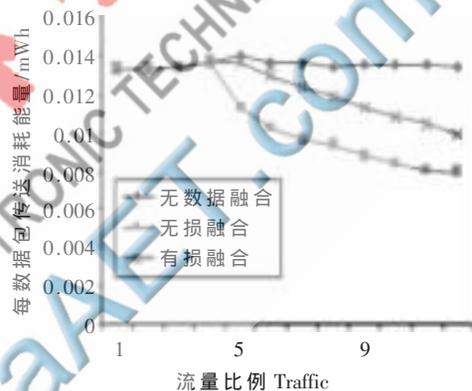


图 5 能量和传递负载

数据融合是利用计算机技术将来自多个传感器或多源的观测信息进行分析、综合处理。从而得出决策和估计任务所需信息的处理过程。针对传统的传感器网络数据融合算法需要获得对象比较精确数学模型,对于复杂难于建立的模型场合无法适用等问题,本文提出了一种基于 BP 神经网络的多传感器数据融合方法,算法首先建立三层网络结构,接着提取数据库中属性数据的特征值并作为网络的输入,然后通过调节输入向量与中心向量的距离及中心向量的值确定网络权值,最后对数据进行有效融合,仿真实验结果表明采用 BP 神经网络对传感器数据进行融合处理大大提高了传感器的稳定性及其精度,效果良好。

### 参考文献

- [1] 毕艳忠,孙利民.传感器网络中数据融合[J].计算机科学, 2004, 31(7): 101-103.
- [2] ZHAO J, GOVINDAN R, ESTRIN D. Residual energy scans for monitoring wireless sensor networks[C]. Proceedings of the IEEE Wireless Communications and Networking Conference (WCNC '02), 2002: 17-21.

- [3] 付剑波,刘卫国.无线传感器网络的一种多层数据融合方案[J].传感器与微系统,2007,26(12):15-18.
- [4] 任丰原,黄海宁,林闯.无线传感器网络[J].软件学报,2003,14(7):1282-1291.
- [5] NORDEN W V, JONG J D, BOLDERHEIJ F, et al. Intelligent task scheduling in sensor networks[C]. Proceedings of 8th International Conference on Information Fusion, 2005.
- [6] BARBANCHO J, Carlos León, MOLINA F J, et al. Using artificial intelligence in routing schemes for wireless networks [J]. Computer Communications, 2007(30): 2802-2811.
- [7] 陈斌,万江文,吴银锋,等.神经网络和证据理论融合的管道泄漏诊断方法[J].北京邮电大学学报,2009,32(2): 5-9.
- [8] 俞黎阳,王能,张卫.无线传感器网络中基于神经网络的数据融合模型[J].计算机科学,2008,35(12):43-47.
- [9] SUNG W T. Employed BPN to multi-sensors data fusion for environment Monitoring Services[J]. Autonomic and Trusted Computing, 2009(6): 149-163.

(收稿日期:2011-06-24)

作者简介:

何拥军,男,1976年生,硕士,讲师,主要研究方向:数据挖掘,人工智能。

曾文权,男,1978年生,硕士,副教授,主要研究方向:人工智能,图形图像处理。

曾文英,女,1967年生,博士研究生,副教授,主要研究方向:移动存储,网络媒体应用与教学。

