

无线传感器网络中基于神经网络的数据融合模型

俞黎阳 王能 张卫

(华东师范大学计算机科学技术系 上海 200241)

摘要 数据融合技术通过减少传感器节点间的数据通信量,可以有效地节省传感器节点能耗,延长无线传感器网络的寿命。提出了独特的基于神经网络的数据融合模型(NNBA),该模型巧妙地将无线传感器网络的分簇层次结构与神经网络的层次结构相结合,将每个簇设计为一个三层感知器神经网络模型,通过神经网络方法从采集到的大量原始数据中提取特征数据,然后将特征数据发送给汇聚节点。以森林火灾实时监测网为应用实例,设计神经元模型及功能函数,并给出 NNBA 模型的仿真测试结果。

关键词 无线传感器网络,数据融合,神经网络,森林火灾

Neural-network Based Aggregation Framework for Wireless Sensor Networks

YU Li-yang WANG Neng ZHANG Wei

(Dept. of Computer Science & Technology, East China Normal University, Shanghai 200241, China)

Abstract Data aggregation is an efficient way to save energy and to prolong lifetime of network in wireless sensor networks. Proposed NNBA, a data aggregation framework for clustered wireless sensor networks. NNBA poses a three-layer MLP for data aggregation in the clustered sensor network. And the input layer neuron and the first layer neuron are located in every cluster member, while the second layer neuron and the output layer neuron are located in every cluster head. In each neuron, various nonlinear functions can be applied according the requirements of the application. The results of simulation showed that NNBA is useful and practicable for data aggregation in clustered sensor networks.

Keywords Wireless sensor networks, Data aggregation, Neural-network, Forest fire

1 引言

由于无线传感器网络中的传感器节点主要依靠无法替换的电池供电,降低能耗、延长网络寿命成了无线传感器网络面临的最大挑战之一。数据融合(Data Aggregation,也称为 Data Fusion)技术可以有效地减少传感器节点间的数据通信,进而降低传感器节点的能耗,延长无线传感器网络的寿命^[1]。

在无线传感器网络中,大量的传感器节点根据设定的周期不断地采集现场数据,这些数据具有以下特点:(1)单个传感器节点在短时间内多次采集到的数据具有极高的相似度;(2)邻近传感器节点在相近时刻采集到的数据具有很高的相似度。

换言之,传感器节点采集到的原始数据具有很高的冗余度。因此,将所有传感器节点采集到的数据全部传输给汇聚节点,不但没有实际意义,反而会过多消耗传感器节点的能量,影响网络寿命。这是数据融合技术的主要理论依据。

本文主要研究无线传感器网络的数据融合技术,提出了基于神经网络的数据融合模型(Neural-Network Based Aggregation,简称 NNBA)。NNBA 数据融合模型以无线传感器网络中普遍采用的分簇路由协议为基础,在簇头节点和簇成员节点中分别进行不同层次的融合处理,利用各种神经元功能函数提取原始数据中的特征值,然后将代表原始数据的少量特征值发送给汇聚节点,以达到减少传感器节点间的数据通信,节省传感器节点的能量开销。

本文介绍了基于神经网络的数据融合模型的设计,并对该模型进行了仿真评估。该数据融合模型适用于各种基于分簇路由协议(如 LEACH^[2], GROUP^[3]等)的无线传感器网络应用系统。根据具体应用的特点,可以为 NNBA 数据融合模型设计不同的神经元功能函数,以优化数据融合的结果。

与其它数据融合技术相比,NNBA 主要有以下优点:(1)数据融合点无限接近数据源节点,有利于数据融合性能的最大化;(2)神经网络算法能够很好地对数据进行抽象,提取数据的重要特征;(3)神经网络算法具有多样性,可以很好地适应不同应用的需求。

2 数据融合及主要算法

2.1 数据融合及其影响

数据融合是无线传感器网络中减少传感器节点间的数据通信、降低能耗、延长网络寿命的十分有效的技术手段。

Krishnamachari 和 Estrin 等研究人员对无线传感器网络中数据融合技术的影响进行了深入的研究^[4]。其研究结果表明,数据融合技术对系统的影响主要表现在两个方面:节省能耗、增加延迟时间。实际上,这是一对无法调和的矛盾,也就是说,通过数据融合方法可以节省能耗,但不可避免地增加了数据传输的延迟时间。研究结果同时表明,网络中数据源节点越多,数据融合技术节约的能量就越多;同时,网络规模越大,数据融合技术节约的能量也越多。换句话说,对于大规模无线传感器网络而言,数据融合的意义更为重大。

俞黎阳 讲师,博士,主要研究方向为无线传感器网络;王能 教授,博士生导师,主要研究方向为无线移动通信、协议一致性测试等;张卫 教授,博士生导师,主要研究方向为无线传感器网络、组播技术等。

2.2 数据融合的主要算法

数据融合技术一直以来都是无线传感器网络中受到众多研究人员关注的研究领域之一。这些年来研究人员也提出了不少各具特色的数据融合算法。下面简要介绍其中一些具有代表性的数据融合算法。

2.2.1 基于应用的数据融合方法

无线传感器网络是应用敏感的系统,为了节省能量、内存、CPU等系统资源,许多技术都根据应用的特点精心设计,以实现系统资源开销的最小化。数据融合技术也不例外,许多数据融合方法都是基于应用的。

典型的基于应用的数据融合方法有定向扩散协议(Directed Diffusion)^[5]、贪婪融合(Greedy Aggregation)算法^[6]等。在这些方法中,结合具体应用,通过“属性-值”命名机制、属性匹配规则和过滤器(Filter)机制等实现了兴趣和应用数据的融合。

2.2.2 基于查询的数据融合方法

在无线传感器网络中,“查询-应答(Query-Reply)”是最为典型的数据传输模式之一。根据这一数据传输模式的特点,研究人员提出了基于查询的数据融合方法。

Samuel Madden等研究人员设计的TAG(Tiny Aggregation)服务^[7]是基于查询的数据融合方法中的典型代表。TAG实际上为无线传感器网络定义了通用数据融合接口,将整个无线传感器网络看成是一个分布式数据库,实现了COUNT(计数)、MIN(最小值)、MAX(最大值)、SUM(求和)、AVERAGE(平均值)等基本的数据查询和融合操作。

2.2.3 基于压缩的数据融合方法

基于压缩的数据融合方法是采用各种压缩算法对传感器节点采集到的大量的原始数据进行压缩处理,然后将压缩结果发送给汇聚节点。与其他数据融合方法相比,基于压缩的数据融合方法与应用的关联性较弱,适用面较广。

典型的基于压缩的数据融合方法有PINCO^[8],基于小波变换的数据融合^[9],基于数据相关性的分布式压缩算法^[10]等。由于传感器节点的资源有限,所以消耗CPU和内存资源较多的压缩算法不适用于无线传感器网络的数据融合。

2.2.4 其它数据融合方法

除了上述三大类别的数据融合方法,还有不少五花八门的数据融合算法,以满足一些特殊应用的需要,如稀疏矩阵树算法^[11]是专门针对偶发的、随机的、数据量少的无线传感器网络应用而设计的。

2.3 数据融合点的选择与路由协议

数据融合点(Aggregation Points)的选择是数据融合技术中非常重要和关键的问题^[12]。图1通过两个简单实例比较了数据融合点对数据融合效果的影响。左图中的数据融合点离汇聚节点比较近,而右图中的数据融合点离数据源比较近。很明显,右图中数据发送次数要少于左图。显而易见,数据融合点离数据源越近,数据融合的效果越好。

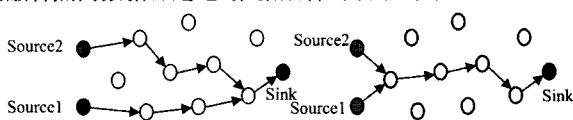


图1 数据融合点对数据融合效果的影响

同时还可发现,数据融合点的选择主要依赖于路由协议的设计。笔者认为,基于层次结构的路由协议在数据融合点的选择上与其他路由协议相比具有很大优势。特别是在分簇

路由协议中,簇头节点是理想的数据融合点,这是因为所有簇成员节点都将采集到的数据发送给自己所对应的簇头节点。而簇成员节点地理位置比较接近,数据冗余度相对较高。这是本文提出的NNBA数据融合模型的主要理论依据之一。

2.4 神经网络与数据融合

神经网络与数据融合具有一个共同的基本特征,即通过对大量的数据进行一定的运算和处理,得到能够反映这些数据特征的结论性的结果。因此,可以利用神经网络的方法来实现和解决数据融合的问题。

研究人员在最近几年开展了不少基于神经网络的数据融合方法的研究工作^[13,14],但这些工作几乎全部都是基于多传感器的应用场合来设计的,针对无线传感器网络应用的基于神经网络的数据融合方法的研究成果非常少见。相对而言,无线传感器网络的节点规模要明显大于多传感器应用,而且无线传感器网络节点受到能量、处理器、存储空间等系统资源的限制,更有技术难度和挑战性。

3 基于神经网络的数据融合模型

本节介绍NNBA数据融合模型的设计,该模型把多层感知器神经网络与分簇路由结构进行有机结合,利用各种神经元功能函数完成对原始数据的融合处理,能够达到减少数据通信、节省能耗、延长网络寿命的目的。

3.1 应用场景和网络模型

NNBA模型是针对实时监测类应用而设计的,如森林火灾实时监测网、大型温室监控网等。在这类应用场景中,传感器节点不断地采集一些环境指标,如温度、湿度、光照强度等,并将采集到的数据传输给汇聚节点。很明显,所有传感器节点连续采集到的数据具有很大的冗余度,主要表现在两个方面:(1)邻近传感器节点采集到的数据可能基本相同;(2)同一个传感器节点在短时间内采集到的数据非常接近。因此,对此类数据进行数据融合处理是很有必要的。

NNBA模型要求无线传感器网络采用LEACH, GROUP等分簇路由协议,能够在整个网络范围中按照一定的规则选举簇头,形成分簇结构。在这种分簇结构下,传感器节点采集到的大量原始数据将首先被发送给自己所在簇的簇头节点。NNBA模型在簇头节点和簇成员节点间利用神经网络算法协同完成对采集到的大量原始数据进行融合处理。

在森林火灾实时监测网中,NNBA模型可以对传感器节点采集的温度、相对湿度等数据进行融合处理后,得到一个温度湿度综合指数。簇头节点将该综合指数传输到汇聚节点后,由汇聚节点发送给控制台节点。控制台节点综合温度湿度综合指数、风力和风向、雷电活跃等级、可燃物类型、地形、降水量、降水持续时间等其他森林火灾相关因素,可以计算得到森林不同区域的火灾危险等级。

3.2 NNBA模型的结构

图2给出了NNBA模型的结构示意图,该结构采用了三层感知器神经网络模型,对应无线传感器网络中的一个簇。其中,输入层和第一隐层位于簇成员节点中,而输出层和第二隐层位于簇头节点中。

假设无线传感器网络中一个簇内有 n 个簇成员节点,每个簇成员节点采集 m 种不同类型的数据,那么该神经网络模型共有 $n \times m$ 个输入层节点, $n \times m$ 个第一隐层神经元。第二隐层神经元的数量 s 和输出层神经元的数量 k 可以根据实际应用的需要进行调整,与簇成员节点的数量 n 并没有必然联

系。对于不同类型的数据,第二隐层的数量可以不同。在输入层与第一隐层之间、第一隐层和第二隐层间没有采用全连接,只是对不同类型的数据分别进行处理;而第二隐层与输出层之间是全连接的,可以对不同类型的数据进行综合处理。

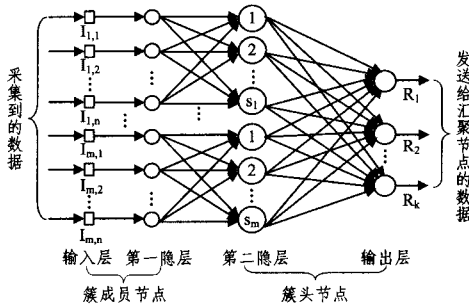


图2 NNBA数据融合模型结构图

根据这样一种三层感知器神经网络模型,NNBA数据融合算法首先在每个传感器节点对所有采集到的数据按照第一隐层神经元函数进行初步处理,然后将处理结果发送给其所在簇的簇头节点。簇头节点再根据第二隐层神经元函数和输出层神经元函数进行进一步地处理。最后,由簇头节点将处理结果发送给汇聚节点。

在不同的无线传感器网络应用场合,根据应用的具体要求,NNBA算法的神经网络模型可以进行一些调整。在数据处理较为简单的应用场合,可以将簇头节点中的第二隐层与输出层进行合并;而在一些数据处理特别复杂的应用场合,可以增加一层或多层隐层,构成更为复杂的神经网络。

从无线传感器网络的整体来看,一个个传感器节点就被看成了最底层的一个个神经元,簇头节点则是起到汇聚作用的中间神经元,而整个网络则可以被看成是一个复杂的神经系统。

3.3 NNBA模型的神经元模型

人工神经元模型、人工神经元的联接方式、人工神经网络的训练与学习是研究一个具体神经网络的三要素。前面介绍的NNBA模型的结构,主要解决了NNBA模型中神经元的联接方式。下面将讨论NNBA模型的神经元模型。

神经元是神经网络中的信息处理单元。神经元模型,即神经元功能函数,用于定义神经元具体的功能,定义神经元如何进行信息处理,即如何对数据进行融合处理。

3.3.1 第一隐层神经元模型

在NNBA数据融合算法中,第一隐层神经元位于簇成员节点。每个簇成员节点中第一隐层神经元的数量是根据传感器节点所采集的数据类型来决定的。假设传感器节点采集的数据类型为 n ,那么每个传感器节点中需要有 n 个单输入的第一隐层神经元。换言之,不同类型的数据由不同的神经元来进行处理。

图3是NNBA模型中第一隐层的神经元模型。其中,输入区功能函数采用了加权和的方法。但由于每个第一隐层神经元只有一个输入信号,所以输入区功能函数实际上成为了一个恒等函数。换言之,输入区的运算结果是输入信号本身。

处理区的两个功能函数,先计算当前输入的数据与上一次记录的数据的差值的绝对值,然后判断并决定是否记录当前输入的数据。

输出区的功能函数采用的是一个特殊的阈值函数:当 $a_1(t)$ 小于阈值 θ_1 时,该神经元没有输出结果;当将 $a_1(t)$ 大于等

于阈值 θ_1 时,该神经元输出结果是 $a_2(t)$ 。该阈值函数与标准阈值函数存在明显的差异。标准阈值函数是一个输出非0即1的二态输出函数。

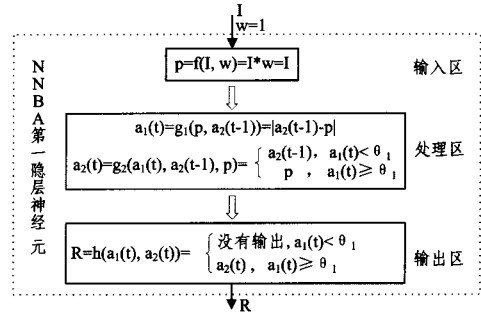


图3 NNBA模型第一隐层神经元模型

3.3.2 第二隐层神经元模型

第二隐层神经元位于无线传感器网络的簇头节点中,该层次神经元功能函数与具体的应用密切相关。第二隐层中神经元的数量、每个第二隐层神经元的功能函数都依赖于具体的应用,甚至连簇头节点中隐层的层次数也会随应用需求的不同而不同。

与第一隐层神经元模型类似,NNBA第二隐层神经元模型也由输入区功能函数、处理区功能函数和输出区功能函数构成。本文不对具体的功能函数进行讨论。

3.3.3 输出层神经元模型

与第二隐层神经元相同,输出层神经元也位于无线传感器网络的簇头节点中,输出层神经元的数量也可以根据应用的具体要求来确定。

NNBA数据融合算法中,输出层神经元模型的设计与第一隐层的神经元模型非常相似。最大的区别在于第一隐层神经元是单输入神经元,而输出层神经元是多输入神经元。图4是NNBA模型输出层神经元模型的示意图。

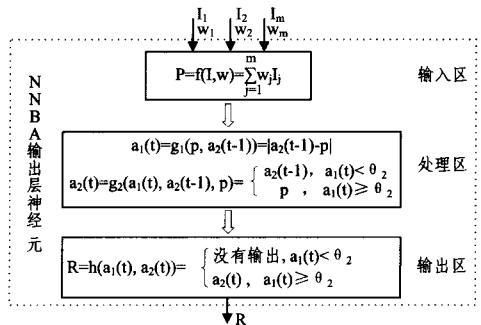


图4 NNBA模型输出层神经元模型

在输出层神经元的输入区中,采用了加权和功能函数,其输入数据是第二隐层的输出结果。与第一隐层神经元相似,输出层神经元的处理区和输出区,对输入区的加权和结果进行比较判断,最新的加权和结果与上次加权和结果的差值是否超过了阈值 θ_2 。如果差值超过了阈值 θ_2 ,该神经元的输出结果就是最新的加权和,也就是说簇头节点将把最新的加权和发送给汇聚节点;反之,该神经元没有输出结果,也就是说簇头节点不把最新的加权和发送给汇聚节点。

权值 w_1, w_2, \dots, w_n 对输出层神经元来说是至关重要的,是NNBA模型的重要参数。在部分神经网络中,可以通过网络本身学习、训练、调整这些权值。而在无线传感器网络中,

由于受到通信、CPU、存储空间等系统资源的限制,无法在无线传感器网络内部对权值进行训练。因此,NNBA 模型并不考虑如何对这些权值进行训练,而在无线传感器网络外部来完成这项工作。然后,可以通过汇聚节点将权值参数发送给所有的传感器节点。在实际应用中,权值的变化非常缓慢,汇聚节点并不会频繁向传感器节点发送这些参数。

3.4 簇头更替与 NNBA 参数移交

基于分簇的无线传感器网络路由协议必须动态地调整簇,周期性地选举新的簇头,以免某个簇头节点能量消耗过快,尽可能地实现能量消耗的均衡性。

NNBA 模型中第二隐层神经元和输出层神经元都位于簇头节点,这些神经元在运行时不但需要一些运行参数,而且会记录一些历史状态。因此,NNBA 模型必须考虑簇头更替时 NNBA 参数的移交问题。也就是说,当网络中进行新旧簇头节点更替时,旧的簇头节点应该把必需的 NNBA 参数发送给新的簇头节点。

移交 NNBA 参数的最好时机是簇头节点更替的时候。当新当选的簇头节点向其邻近节点广播簇头通告时,其邻近的旧簇头节点会收到该簇头通告。旧簇头节点在收到这些簇头通告后,除了为自己选择一个簇头节点外,还向所有收到的簇头通告的源节点,移交 NNBA 算法的参数。

在簇头更替时,只需将第二隐层神经元和输出层神经元的相关参数由旧簇头节点移交到新簇头节点。当然,具体每个神经元需要哪些参数完全取决于神经元功能函数,与具体应用紧密相关。以图 4 所示的神经元模型为例,需要移交的参数为 $a_1(t)$ 和 $a_2(t)$ 。而参数 w_1, w_2, \dots, w_n 等是由汇聚节点向网络内所有传感器节点发送的,因此,并不需要在簇头更替时移交这些参数。

当一个传感器节点成为新的簇头节点后,可能会收到两个或多个旧簇头节点发来的 NNBA 参数。此时,新的簇头节点将面临 NNBA 参数的筛选问题,也就是说新的簇头节点应该在多个旧簇头节点中选择其中一个,还是对多个旧簇头节点的参数进行综合。

一种较为简单的参数筛选方法是根据新旧簇头节点的距离来选择,也就是说,选择离新簇头节点最近的旧簇头节点的参数。因为,两者距离近说明两者的数据相似度高。

另一种办法是根据实际应用,对多个旧簇头节点的参数进行综合。例如在森林火灾实时监测网中,可以对每个旧簇头节点 24 小时内各时间段的最高温度值取最大值,或者取平均值。

4 仿真评估

本文选用了 NS-2^[15] 对 NNBA 数据融合模型进行了仿真测试,选用 GROUP 为路由协议,以森林火灾实时检测网为应用实例,每个传感器节点不断采集周围的温度和相对湿度,经 NNBA 进行融合处理后由簇头节点向汇聚节点发送温度湿度综合指数。

测试中,主要通过两项指标对 NNBA 模型进行了仿真评估:(1) 传感器节点平均能耗。只计算无线收发模块收发报文所消耗的能量,而不包括节点其他硬件模块(如 MCU 和传感器等)和无线收发模块空闲时的能量开销。(2) 平均通信负载:计算传感器节点向汇聚节点每发送一个数据报文所需要经过的发送次数(即从数据源节点到汇聚节点的平均跳数)。

每种测试方案中,都随机生成了三个不同的网络拓扑(每

个传感器节点的位置不同),在每个网络拓扑中运行一次仿真测试,每次仿真测试的运行持续时间为 200s。最后将 3 个不同网络拓扑的运行结果取平均值得到仿真测试结果。

4.1 不同网络规模下 NNBA 的性能

为了测试不同网络规模下 NNBA 的性能,选取了 6 种不同规模的无线传感器网络场景:75, 108, 147, 192, 243, 300 个传感器节点分别分布在 $600 \times 500\text{m}^2$, $720 \times 600\text{m}^2$, $840 \times 700\text{m}^2$, $960 \times 800\text{m}^2$, $1080 \times 900\text{m}^2$, $1200 \times 1000\text{m}^2$ 大小的区域内,具有相同的节点密度,具有较好的可比性。每种网络场景中只有一个汇聚节点,位于网络中央位置。

NNBA 中,第一隐层的阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 均为 0.2。在 GROUP 协议中,网络宽度固定为 200m,簇头网络选举的周期为 20s。

4.1.1 NNBA 对传感器节点平均能耗的影响

图 5 显示了不同网络规模下有无使用 NNBA 数据融合算法的传感器节点平均能耗对比结果。通过对该结果的分析,可以得出以下几点结论:(1) 在使用 NNBA 数据融合算法的情况下,传感器节点平均能耗总是明显低于没有使用 NNBA 算法时的平均能耗;(2) 不管是否使用 NNBA 算法,随着网络规模的增加(传感器节点数量的增加),传感器节点平均能耗总是下降,但没有使用 NNBA 算法时下降幅度更大。

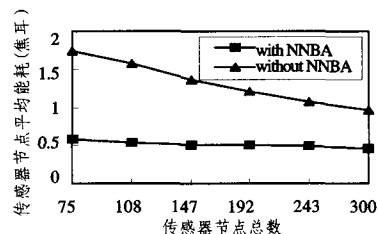


图 5 NNBA 对节点平均能耗的影响

4.1.2 NNBA 对平均通信负载的影响

图 6 显示了不同网络规模下有无使用 NNBA 数据融合算法的平均通信负载对比结果。通过对该结果的分析,可以得出以下几点结论:(1) 在使用 NNBA 数据融合算法的情况下,平均通信负载总是明显低于没有使用 NNBA 算法时的平均通信负载;(2) 在没有使用 NNBA 算法的情况下,随着网络规模的增加(传感器节点数量的增加),平均通信负载明显增长,最小值为 3.74,最大值为 5.27;(3) 在使用 NNBA 算法的情况下,随着网络规模的增加(传感器节点数量的增加),平均通信负载增长不明显,最小值为 0.72,最大值为 0.94。

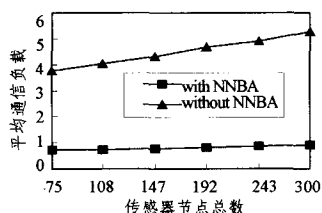


图 6 NNBA 对平均通信负载的影响

从该项仿真测试的结果来看,使用 NNBA 数据融合算法后,确实有效地减少了网络中通信负载,起到了节约能耗的作用。

4.2 NNBA 算法主要参数的影响

为了测试第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 对 NN-

BA性能的影响,随机选取三个无线传感器网络拓扑结构,每种拓扑结构都由300个传感器节点随机分布在 $1200 \times 1000\text{m}^2$ 大小的区域内,汇聚节点位于网络正中间。NNBA中,第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 依次选择0,0.05,0.1,0.15,0.2,0.25和0.3。在GROUP协议中,网络宽度固定为200m,簇头网格选举的周期为20s。

图7显示了NNBA算法中主要参数第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 对平均通信负载的影响。通过该曲线图,可以发现:(1)随着第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 的增加,平均通信负载逐渐减少,说明NNBA算法的数据融合效率越高;(2)当输出隐层的阈值 $\theta_2 \geq 0.05$ 时,平均通信负载要明显低于 $\theta_2 = 0$ 时的平均通信负载;(3)当 $\theta_2 \geq 0.05$ 时, θ_2 取不同值对平均通信负载影响不大,差异不明显,说明 θ_2 达到一定值后,对数据融合的效率影响不大;(4)当 $\theta_1 \geq 0.2$ 且 $\theta_2 \geq 0.05$ 时,平均通信负载曲线近似平行于横轴,说明 θ_1 和 θ_2 取更大值对数据融合效率几乎已经没有影响。

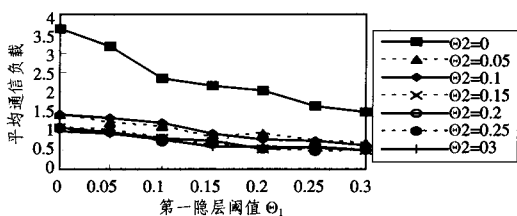


图7 第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 对平均通信负载的影响

虽然仿真测试结果表明,第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 越大,可以获得越好的数据融合效率,但必须注意到,第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 越大同时会对数据融合结果的真实性、有效性产生负面影响。另外,仿真测试结果还表明,太大的 θ_1 和 θ_2 对数据融合效率意义甚微。因此,在实际应用中,应该根据具体应用数据的特征,合理选择第一隐层阈值 θ_1 和输出隐层的阈值 θ_2 的取值,不仅要考虑到数据融合的效率,更要考虑到数据的有效性。

结束语 本文重点介绍了基于神经网络的数据融合模型(NNBA),该模型将多层次感知器模型与GROUP协议等分簇路由协议中簇结构进行了有机结合,可以利用各种神经网络算法实现对数据的融合处理。仿真测试的结果表明,NNBA模型能够有效地节省传感器节点的能耗、延长网络寿命,并适用于多种无线传感器网络应用。

参考文献

[1] Heidemann J, Silva F, Intanagonwiwat C, et al. Building efficient

(上接第23页)

[13] 苏明柿,张守志. XML文档过滤算法 YFilter 的一种改进技术[J]. 计算机工程,2005,21(1)
 [14] Zhang X, Yang L, Lee M, et al. Scaling SDI systems via query clustering and aggregation [C]//DASFAA 2004, LNCS 2973. 2004
 [15] Green T, Gupta A, Miklau G, et al. Processing XML streams with deterministic automata and stream index [J]. ACM Trans. on Database Systems (TODS), 2004, 29(4)
 [16] Onizuka M. Light-weight XPath processing of XML stream with deterministic automata [C]//CIKM. 2003

wireless sensor networks with low-level naming [C]// ACM SOSP. 2001

[2] Heinzelman W, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient Communication Protocols for Wireless Microsensor Networks [C]//Hawaii Int'l Conf. on Systems Science. 2000
 [3] Yu L, Wang N, Zhang W, et al. GROUP: a Grid-clustering Routing Protocol for Wireless Sensor Networks [C]//IEEE International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing. 2006
 [4] Krishnamachari B, Estrin D, Wicker S. The Impact of Data Aggregation in Wireless Sensor Networks [C]//The 22nd International Conference on Distributed Computing Systems Workshops. 2002
 [5] Intanagonwiwat C, Govindan R, Estrin D. Directed Diffusion: A Scalable and Robust Communication Paradigm for Sensor Networks [C]//MOBICOM 2000. August 2000; 56-67
 [6] Intanagonwiwat C, Estrin D, et al. Impact of Network Density on Data Aggregation in Wireless Sensor Networks [R]. Technical Report 01-750. University of Southern California, Computer Science Department, 2001
 [7] Madden S, Franklin M J, et al. Tag: A Tiny Aggregation Service for Ad hoc Sensor Networks [C]//USENIX OSDI. 2002
 [8] Arici T, Gedik B, Altunbasak Y, et al. PINCO: a Pipelined In-network Compression Scheme for Data Collection in Wireless Sensor Networks [C]//Proc. IEEE Int. Conf. Computer Communications and Networks. 2003
 [9] Xu N, Rangwala S, Chintalapudi K K, et al. A wireless sensor network for structural monitoring [C]//Proc. of the 2nd Int'l Conf. on Embedded Networked Sensor Systems. New York, ACM Press, 2004
 [10] Chou J, Petrovic D, Ramchandran K. Tracking and Exploiting Correlations in Dense Sensor Networks [C]//The Thirty-sixth Asilomar Conference on Systems and Computers. Nov. 2002
 [11] Gao J, Guibas L, et al. Sparse Data Aggregation in Sensor Networks [C]//IPSN'07. April 2007
 [12] Roedig U, Barroso A, Sreenan C J. Determination of Aggregation Points in Wireless Sensor Networks [C]//Proceedings of the 30th Euromicro Conference. 2004
 [13] 尚峰,蒋国平,王芳. 应用BP网络构造复合型智能火灾探测器[J]. 自动化仪表,2003(03)
 [14] 贾建华,王军峰,冯冬青. 神经网络在多传感器信息融合中的应用研究[J]. 微计算机信息,2006(07)
 [15] NS-2NetworkSimulator[EB/OL]. <http://www.isi.edu/ns-nam/ns/>
 [17] Chen D, Wong R. Optimizing the lazy DFA approach for XML stream processing [C]//The Fifteenth Australasian Database Conference (ADC). 2004
 [18] He B, Luo Q, Choi B. Cache-conscious automata for XML filtering [C]//ICDE. 2005
 [19] Gupta A, Suci D. Stream processing of XPath queries with predicates [C]//SIGMOD. 2003
 [20] 高军,杨冬青,唐世渭,等. 基于树自动机的XPath在XML数据流上的高效执行[J]. 软件学报,2005,16(2)
 [21] 高军,杨冬青,王腾蛟,等. 一种XML数据流之上持续查询执行器的增量维护方法[J]. 软件学报,2005,42(5)