

基于蚁群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法仿真的研究

王 勃, 徐 静

(陕西国防工业职业技术学院, 西安 710302)

摘要: 针对无线网络传感器中如何处理信息服务点中大量的冗余数据、网络运行速度等相关问题; 在基于蚁群优化算法的基础上, 提出一种 BP 神经网络的 RPROP 混合算法; 该方法通过在建立系统构架及信息服务点基础上, 能够延长 BP 神经网络的生命周期, 加快 BP 神经网络的收缩速度, 能够将网络中信息服务点的重复数据进行有效的合并处理, 并及时过滤掉非正常信息服务点的数据, 减少数据服务点的能量消耗; 仿真结果显示, 与普通的蚁群算法相比, 该混合算法在训练过程中迭代次数改善明显, 解决了 BP 神经网络的学习、训练时间冗余等问题, 同时具有较强的计算、寻优等能力, 提高了网络分类正确率和运行的效率; 具有一定的实用价值, 从而完全能够满足日益增长的无线网络终端的运行需要。

关键词: 蚁群优化算法; BP 神经网络; RPROP 混合算法

Research on RPROP Hybrid Algorithm Model of BP Neural Network Based on Ant Colony Optimization Algorithm

Wang Bo, Xu Jing

(Software Teaching and Research Section, Electrical Engineering Department, Shaanxi Institute of Technology, Xi'an 710302, China)

Abstract: For a large number of redundant data to information service of wireless sensor networks in issues related to network speed. Based on the ant colony optimization algorithm, RPROP proposed a hybrid algorithm of BP neural network. By this method in the establishment of system architecture and information service based on BP neural network, can be extended the life cycle, accelerate the contraction rate of BP neural network, will be able to repeat information service in the network are combined effectively, and timely to filter the non normal information service point data, reduce the data service point of energy consumption. The simulation results show that compared with the conventional ant colony algorithm, the hybrid algorithm in iterative training in the process of solving the number of improved BP neural network learning, training time redundancy, and has strong ability of calculation, optimization, improve the network classification The accuracy and efficiency of operation are of practical value, which can fully meet the needs of the growing wireless internet terminal.

Keywords: ant colony optimization algorithm; BP neural network; RPROP hybrid algorithm

0 引言

近年来, 伴随着互联网技术的迅猛发展, 出现了智能手机, IPA 等多种使用无线网络的新型上网终端。同时, 在相关网络运行过程中, 出现了大量冗余、重复等无用的信息数据, 使 BP 神经网络在学习训练过程中不断出现了减慢网络收缩速度、泛化能力低等问题, 以分布式计算、无线通讯技术、嵌入式计算等技术为基础建立的传统无线传感器网络的运算速度已经无法满足现实的需要。本文在现有无线传感器网络的基础上, 使用基于蚁群算法优化的 BP 神经网络, 混合 RPROP 算法模型, 实现建立 WSN 的系统构架, 完成构架的信息服务点的组成。使用该种混合算法,

减少了 BP 神经网络中数据服务点的数量, 降低了无线网络处理信息相关资源管理、调配等关键问题的处置, 加快 BP 神经网络的收缩速度, 能够将网络中信息服务点的重复数据进行有效的合并处理, 并及时过滤掉非正常信息服务点的数据, 减少数据服务点的能量消耗。提高了响应时间, 增强了无线网络的传输效率。

1 蚁群优化算法与 RPROP 混合算法

1.1 蚁群优化算法

蚁群优化算法 (Ant Colony Optimization, ACO) 也叫作蚂蚁优化算法, 是模仿野外蚂蚁群寻找食物过程的一种仿生的优化算法, 该算法是在运行表中寻找并选择最优路径的概率性算法, 且具有较强的兼容性, 正负优化反馈性, 自行组织, 同时兼顾网络计算、并行计算、分布式计算、易于获取实现等优点, 使用该种算法可以有效实现最佳、

收稿日期: 2017-11-08; 修回日期: 2018-01-05。

作者简介: 王 勃(1979-), 男, 西安人, 硕士, 副教授, 主要从事计算机仿真、算法分析、数据库管理方向的研究。

有效觅食路径构建,避免了无效循环路径的出现,形成有效数据的及时交换处理,实现有效数据之间的关联。解决了路径之间的联通,加速了信息之间的转换,实现路径之间的相互关联。发挥了算法的高速、通用性等优势。因此,蚁群优化算法非常适合解决 BP 神经网络中的相关数据问题。

1.2 RPROP 混合算法

RPROP 混合算法 (Resilient Propagation Training, RPROP) 是一种基于 BP 神经网络的弹性传播算法,该算法在运行过程中使用权重初始值,设置出现在权重变化过程中的加速度信息量和减速度信息量,在迭代次数不发生改变的时候,使用加速度的方式,增快学习和训练过程中的速度。当迭代次数不断发生改变的时候,使用减速度的方式,下降幅度,并对每一个权重矩阵值都保持相对独立的增量,它最大的优势是在运行前不再进行学习,速度、变量、常量等相关参数不再单独设置,这样能够保持较为稳定的收缩,得到最快的权重更新值,并获得最佳的学习效果。

2 基于蚁群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法模型

2.1 蚁群优化算法的 BP 神经网络学习算法

BP 神经网络 (Back Propagation) 是一种多层次、多方位的逆向反馈神经网络系统。该网络最大的优点是相关数据参数顺向传递,出现的误差数据参数逆向传递,最终形成输出预估值逐渐接近最终数据值。基于蚁群优化算法的 BP 神经网络学习算法的架构,设置 BP 神经网络有 N 个数据参数需要顺向传递,包含其权重值 ($X_{w\tau}, Y_{\tau w}$) 和调整值 (H_{τ}, I_{τ}),其中数据参数为 $P_{\tau w}$ ($\tau=1, 2, \dots, N$) 中的随机非零数据形成路径集合 $D_{p_{\tau w}}$ 。当蚁群外出觅食时,随机从集合 $D_{p_{\tau w}}$ 选择合适的路径寻找食物,并原路返回,该过程连续不断被执行,只有当该蚁群中所有的蚂蚁都使用同一路径寻食时,就得到了 N 个数据参数的最佳解决方案。其对 BP 神经网络的学习算法如下。

步骤一:设置初始值,其中路径数据参数最大值设置为 D_m ,最大的蚂蚁数为 Q ,停止学习误差值为 L_0 。

步骤二:蚁群中蚂蚁按照随机路径选择可以使用公式 (1) 选取。

$$\text{Prob}(D_{p_{\tau w}}) = \pi_{\tau w}(D_{p_{\tau w}}) / \sum_{w=1}^N \pi_{\tau w}(D_{p_{\tau w}}) \quad (1)$$

其中: $\text{Prob}(D_{p_{\tau w}})$ 为选择随机路径的结果, $\pi_{\tau w}$ 为调节常量, $\sum_{w=1}^{N \times W} \pi_{\tau w}(D_{p_{\tau w}})$ 从全部路径集合挑选合适路径参数。

步骤三:当蚁群中所有的蚂蚁通过步骤二都找到自己的觅食路径后,就会调整出学习误差值,若误差值 L 达到小于等于其最大值 L_m 时,符合误差值范围,则退出程序。否则运行步骤四。

步骤四:在步骤三中如果学习误差值大于其最大值时,则需要重新刷新数据信息,设置更新时间最大次数为 T_m ,其随机非零数据形成路径集合 $D_{p_{\tau w}}$ 更新数据信息如公式 (2)

所示。

$$\pi_{\tau w}(D_{p_{\tau w}}) = \sum_{w=1}^N (D_{p_{\tau w}})(T) + T_m(D_{p_{\tau w}}) \quad (2)$$

其中: $\sum_{w=1}^N (D_{p_{\tau w}})(T)$ 为在往复循环过程中,每个蚂蚁在路径集合挑选合适路径参数的持续性信息调节参数, T_m 为信息常量, $(D_{p_{\tau w}})$ 为蚁群在循环路径集合中的信息元素数据,可以用来调节多次循环条件下的信息元素数据得刷新效率。因此,输出误差越小,信息元素数据就会越多。

步骤五:通过上述步骤循环运行后,当达到路径数据参数最大值 D_m 时,该蚁群中所有蚂蚁的往返路径将会达到相同的一条路径中,结束本次寻找最优路径,得到最优的结果。

2.2 基于蚁群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法

蚁群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法,是一种较为特殊处理信息数据的算法,它主要是对于目前无线网络传感器中处理信息服务点中大量的冗余数据、网络运行速度等相关问题找到适合的分析、优化和解决的方法。该种混合算法包括了管理、调度无线传感器网络中相关信息服务点的信息。其中,每一个信息服务点的信息都是由其主信息服务作业点搜寻独立服务点和独立作业任务搜寻服务点组合而成,主信息服务作业点会将所有独立作业服务点任务接收,并进行有序处理相关信息,独立作业服务点也会接收主信息服务作业点发送的所有命令和任务要求,并延续到下一个独立作业服务点。其框架结构图如图 1 所示。

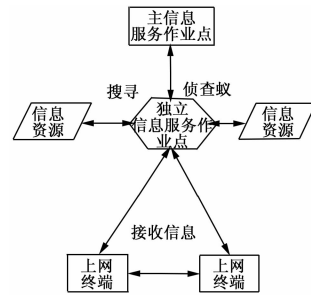


图 1 框架结构图

利用蚁群优化算法结合 RPROP 的混合算法能够较快的解决网络运行速度的问题,其算法如下:

步骤一:建立系统初始化状态。设置 $P(X, Y)$ 为客户上网终端的客户数量, X 表示客户终端信息点, Y 表示蚁群在各信息点间的循环的路径。设置在客户终端信息点 X 有 i 个数据点,表示为 $X \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$, 数据点的 q 循环路径响应值为 $Y \{y_1, y_2, \dots, y_q\}$, 且 $i < q$ 。蚁群以自己所在的数据点为中心,寻找与前期相符获得的路径,标注为 $F[a][b]$,标注为数据点 a 到 b 的路径上。则各条路径上的数据点数量可用公式 (3) 表示。

$$F_{ab} = \begin{cases} E_{ab} \times F[a][b] \\ i \times n \end{cases} \quad (3)$$

其中: F_{ab} 表示各条路径上的数据点数量, E_{ab} 表示从起

始数据点 a 到终点数据点 b 的数据常量, $F[a][b]$ 表示与前期相符获得的路径, i 表示数据点, n 表示客户端硬件运行速度。根据该项运行, 每只蚂蚁在每个数据点上会寻找与前期相符获得的路径, 缩小了搜寻路径和范围, 提高了效率。

步骤二: 调整信息点的数据点数量。当蚁群完成第一次循环后, 为了提高运行速度, 需要根据公式 (4) 调整数据点数量的时间。

$$HF_{ab}(g+1) = \prod_{b=a+1}^a \left[\frac{HF_{ab}(g)}{HF_{b-1}(g)} + \frac{SF_{ab}(g)}{SF_{b-1}(g)} \right] \quad (4)$$

其中: HF_{ab} 表示从起始点 a 到终点 b 的运行所用时间, $HF_{ab}(g)$ 表示前一次运行路径所预计使用的时间, $SF_{ab}(g)$ 表示前一次运行路径实际所用的时间。通过混合算法蚁群中的每一只蚂蚁搜索到最佳数据点, 并对循环路径做最优的配置, 达到运行的最快速度。

由此可以发现该种混合算法首先能够具有得到准确相关信息服务点中有效数据的功能, 在无线网络传感器中存在多个信息点, 每个信息点会产生大量数据, 包括冗余数据, 该种算法可以准确的搜索到有效数据, 提高数据搜索的精确度。其次可以有效提高数据的传送速度, 使用该种混合算法可以在搜索数据精确度的基础上, 有效避免了大量数据所产生的信息传送拥堵、延迟等相关问题。再次由于能够去除掉大量冗余数据, 就可以使无线网络传感器有效降低使用能耗, 提升资源的有效利用。

3 基于蚁群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法仿真

其具体仿真步骤为, 该实验需要建立 BP 神经网络的虚拟局域网环境, 具体配置如下。

配置硬件: 12 台 8 G 以上的酷睿 i3 的 CPU 的 PC;

操作系统: Linux 操作系统。

设置其中一台为 Linux 服务器, 该服务器提供相关服务日志, 数据分析、在 BP 神经网络中使用 mnist 数据库中 labels 数据集, 包含 6000 个样本标签, 将这些样本标签作为测试数据样本。相关参数设置如下, 蚁群中蚂蚁总数为 80 只, 内存空间取值范围 128~10 240 MB, 命令调节参数的取值范围 300~43 000, 设置时间更新最大次数为 3 000, 学习误差最小值为 10-5。

在实验操作中, 其仿真环境是基于 BP 神经网络属性获取协议及基于群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法, 设置其网格区域大小为 300M (300M, 布局无线传感器信息点数为 200~500 个, 这些无线传感器信息点随机分配在已经设置好的网格区域内, MAC 层信息传递速度为 6 Mbs, 信息传递数据包为 128 Bytes, 信息点间互联距离 80 M, 仿真时间确定为 400 S。在该仿真传输界面内, 使用信息服务点个数为 10~20 个, BS 节点的坐标位置为 (0, 0), 第一信息服务点的目标服务点是第二信息服务点, 第二信息服务点的目标服务点是第一信息服务点, 第三信息服务点的目标服务点是第二信息服务点, 以此方式贯通整个信

息服务点。这些信息服务点之间通过是广播通讯方式, 相互关联, 能够保持数据通讯畅通并交换, 进而可以任意获得时间点内的相关服务内容信息。随着信息交换量的不断增加, 可以发现该混合算法的优化迭代次数稳步增长, 每个信息服务点的适合发展度也在稳步增加, 并且会以最快的速度达到最有适应值, 其信息过程数据展现出稳定, 同时不断平稳有效的收敛, 并在平稳收敛的过程中, 解决了传统 BP 神经网络查询范围较为狭窄, 有效扩充了查询范围, 有效避免了在数据运行过程中在狭窄范围陷入死循环的问题。

在仿真实验的过程中, 设置第一信息服务点频率大小为 30、80、130, 第二信息服务点变化的频率为 300、600、800, 在此条件下, 通过使用基于群优化算法的 BP 神经网络的 RPROP 混合算法, 总体运行过程所消耗的能量要比一般算法要低得多, 在无线传感器信息点中, 能量消耗的问题非常重要, 对于整个无线网络这个整体, 它的网络总能量是一定的, 而它的能量也是由各个信息点的能量组合而成, 所以当在一定时间段内总能量使用过高, 就会最终造成整个无线网络的能量未在规定的时间内提前消耗完。在该仿真过程中, 特别是在第一信息服务点频率运行到 80 以后, 节能优势更加明显。追其原因, 在该混合算法中, 运行时将网格区域分割为多个不同区域, 无线传感器信息点均匀分布在网格区域的不同分割区域中, 这些信息点可以在同一时间内在自己的分割区域内同时传送各自数据, 发挥出混合算法的优势, 即时计算出需要传送的数据中的大量冗余数据, 并及时删除掉这些冗余数据, 通过多次循环仿真可以发现, 该种算法消耗的能量较低, 其融合度也较为理想, 其使用生命周期也相对延长。节约了时间, 提高了效率。

通过上述仿真方式得到仿真测试的结果可以发现, 信息服务点收到的数据情况以及 CPU 时间损耗情况。由图 2 可知, 随着时间的不断延长, 数据融合度的增加, 服务点频率不断改变、相对应频率不断的增加, 将会获得更加稳定的数据流量包, 可以满足大部分数据调用需要。同时也验证了该种混合算法通过 BP 神经网络达到在无线网络传感器中大量信息数据点的最佳融合方式, 有效提高了在无线网络传感器中信息数据点相互交换信息的正确度和正确性。

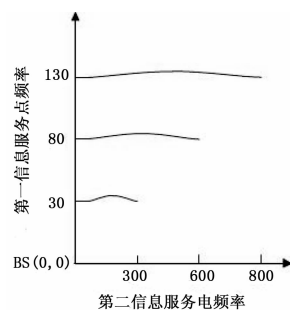


图 2 信息服务点频率图