

结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法^①

沈永增¹, 张 坡¹, 张彬棋¹, 彭淑彦²

¹(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

²(博格华纳汽车零部件(宁波)有限公司, 宁波 315000)

摘要: 针对网络输入信息复杂多变, 固定的 BP(Back-Propagation)网络结构难以发挥其优势的情况, 提出了结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法. 即根据输入的变化情况, 利用 D-S 证据理论(Dempster-Shafer,D-S)对 BP 神经网络的结构进行优选. 同时使用粒子群(PSO, Particle Swarm Optimization)算法来确定 BP 神经网络的初值, 以改善其收敛速度慢和容易陷入局部极小值的问题. 仿真结果显示, 结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法和 BP 神经网络相比, 有效提高了 BP 神经网络训练的时间及预测的准确率, 在适应复杂多变的输入信息时具有一定的优势.

关键词: 信息融合; BP 神经网络; 网络结构; 决策算法

Decision-Making Algorithm Combining Information Fusion and BP Neural Network

SHEN Yong-Zeng¹, ZHANG Po¹, ZHANG Bin-Qi¹, PENG Shu-Yan²

¹(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

²(BorgWarner Automotive Components Co., LTD, Ningbo 315000, China)

Abstract: The fixed BP (Back-Propagation) neural network structure can hardly play to its advantage when the input information become complicated and variable. So the decision-making algorithm is proposed, which combines information fusion with BP neural network. That is, using Dempster-Shafer(D-S) evidence theory to select the structure of BP neural network according to the changing input information. Simultaneously, the initial values are optimized by the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm to improve the problem of BP Neural Network's easily trapping into the local minimum and slow convergence rate. The simulation result shows that through the optimization of combined information fusion with BP neural network, the training time and prediction accuracy are more effective than that only using BP neural network, which has certain advantage of adapting to the complex and varied input information.

Key words: information fusion; back-propagation neural network; network structure; decision-making algorithm

决策就是指人们为了达到某个目标, 从一些可能的方案中进行选择的分析过程, 是对影响决策的诸因素做逻辑判断与权衡^[1]. 由于反向传播(Back-Propagation, BP)神经网络具有强大的自学习、自适应、自组织能力, 有较好的容错性和并行处理能力, 对非线性函数有较强的逼近能力, 在决策问题上得到了越来越广泛的研究和应用^[2]. 然而当输入信息复杂多变时, 固定的网络结构不能适应各种变化的环境. 为此, 本文提出了一种结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法. 该算法先用 Dempster-Shafer(简称 D-S)证据理论

对环境信息进行分类, 再从训练样本的数量和质量、网络的结构等方面优化了 BP 神经网络, 并用粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)优化 BP 神经网络的初值^[8,9]. 仿真结果表明, 该算法有效改善了 BP 神经网络收敛速度慢和容易陷入局部极小的问题, 在适应复杂多变的输入信息时具有一定的优势.

1 结合信息融合和BP神经网络的决策算法

1.1 信息融合

信息融合是指充分结合多个传感器或者多特征属

① 收稿时间:2014-11-16;收到修改稿时间:2015-01-29

性的感知数据,通过一定的规则对这些数据进行合理的使用和支配,综合多方位的局部环境信息,尽可能减小甚至消除信息之间可能存在的矛盾,获得对感知对象的解释或描述,也被称为多源信息融合或者多传感器信息融合技术.根据多源数据信息抽象的层次,信息融合系统的实现过程可被划分为三个层次:数据层信息融合、特征层信息融合,和决策层信息融合^[3,4].目前常用于决策层融合的方法主要包括:投票表决法、平均法、D-S 证据理论、加权平均法、Bayes 方法、模糊积分法、概率法以及神经网络法等.

1.2 神经网络

神经网络全称是人工神经网络(Article Neural Network, ANN),是在现代神经生物学成功基础上发展起来的一种模拟人脑信息处理机制的网络系统.由于其大规模并行处理、容错性、自组织能力以及联想功能等特点,被广泛应用于许多科学领域^[2].BP(Back Propagation, BP)神经网络是具有代表性的神经网络模型之一,是一种多层前馈网络,每一层都由若干个神经元组成,采用最小均方差的学习方式,有很强的运算能力.隐含层、输入层、输出层神经元个数村存在以下关系式^[5]:

$$N_h = \sqrt{N_i + N_o} + L \tag{1}$$

其中输入层含有 N_i 个神经元 $\{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 隐含层含有 N_h 个神经元,输出层有 N_o 个神经元,随机数 $L = 0, 1, 2, \dots, 10$.不失一般性,三层 BP 神经网络的拓扑结构如图 1 所示.

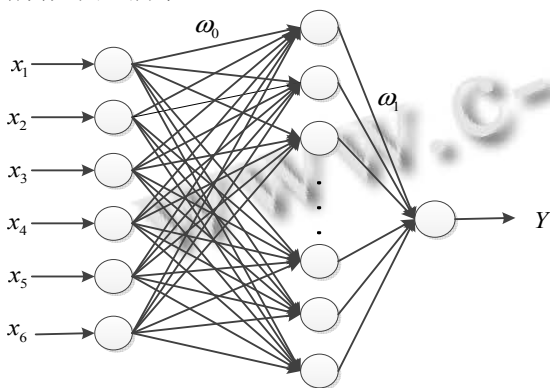


图 1 BP 神经网络的拓扑结构

输入层到隐含层的激活函数采用 *sigmoid* 型: $f(u) = 1/(1 + e^{-\alpha u})$, 其中 $\alpha > 0$, 为可控斜率, 隐含层到输出层的激活函数采用显性函数, 网络的输入与输出之间关系如式(2)所述.

$$Y = \sum_{i=1}^{S_i} V_i f(\sum_{j=1}^R W_{ij} X_j + \theta_i) + \gamma \tag{2}$$

W_{ij} 为输入层第 i 节点和隐含层第 j 节点的权值, θ_i 为输入层第 j 节点的阈值, V_j 隐含层到输出层的权值, γ 为输出层的阈值, Y 为输出层的实际输出.

1.3 结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法

综合信息融合与 BP 神经网络技术的特点, 本文提出了将信息融合和 BP 神经网络结合起来, 建立了结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法, 这是一个两层决策算法: 第一层是首先通过 D-S 证据理论对环境信息进行分类, 并且对每种环境状态分别优化不同的 BP 神经网络结构, 同时使用粒子群算法对每种 BP 神经网络进行初值的优化. 第二层是根据环境信息决策选用其中一种优化好的 BP 神经网络进行决策处理. 工作流程如图 2 所示, 其工作流程可描述如下.

- (1) 通过 D-S 证据理论对环境信息进行分类^[6], 构建环境数据库;
- (2) 根据环境数据库信息中提取需要预测融合结果的信息, 实现传感器信息与神经网络输入的映射关系, 建立 BP 神经网络的结构模型;
- (3) 利用 PSO 优化 BP 神经网络的初值^[8], 改善 BP 神经网络训练时间较长等问题, 降低其容易陷入局部极小值的问题;
- (4) 利用训练好的 BP 神经网络模型进行融合决策.

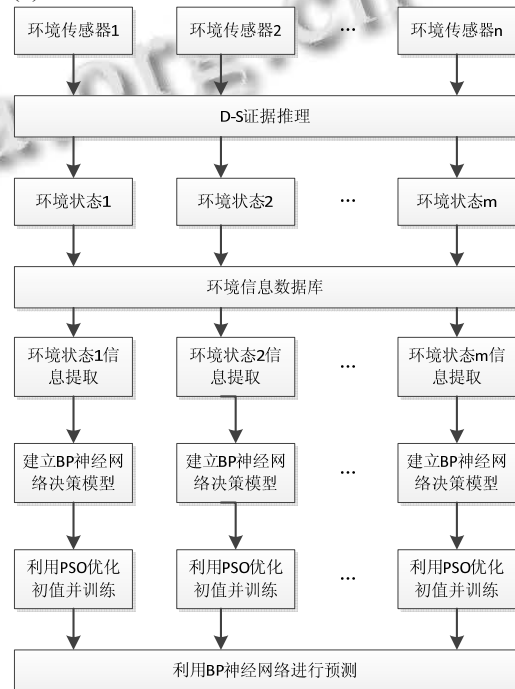


图 2 结合信息融合和 BP 神经网络的决策算法

2 车辆运行信息远程变流量传输决策

随着社会的发展,公路运输已经成为当代交通中不可或缺的一部分,车辆运输安全随机成为实时关注的问题^[10],因此车辆运行监控技术则应运而生.由于车辆的移动性,目前车辆监控多采用本地存储、事后查找的方式进行.随着无线通信技术、视频编码技术、GIS 技术、变码流传输技术、网络技术以及嵌入式技术的发展,使得车辆运行无线监控成为可能^[11,12].目前,借助于无线公网实施商用信息远程传输的流量费用不可小觑,车辆运行信息远程传输并未得到普及.为降低车辆运行远程监控运行成本,本文对车辆运行信息远程传输进行变流量控制,如判断车辆运行有异常迹象时,以较高的密度传输车辆运行信息,当车辆处于正常状态时则改为低流量传输车辆运行信息.

车辆运行异常根据异常产生的方式可以分为车况异常和乘客行为异常.车况异常是指车辆行驶参数发生改变:如不按既定路线行驶、沿途加载旅客、冷却液温度过高等;乘客行为异常:沿途抢劫、大声尖叫、突发火灾等.

2.1 构建 BP 神经网络基础结构

将所有需要使用到的车辆传感器进行分类:环境信息(车辆行驶时间、车辆行驶位置、车厢内部照明灯的开关)和数据信息(视频画面、声音、车辆行驶速度、车辆行驶加速度、车辆行驶转向角度、发动机转速、冷却液温度).据统计,对车辆运行信息远程监控来说,受外界影响较大的有声音和画面,因此针对可能发生的状态,构建 4 种代表性的 BP 神经网络决策车辆运行的状态:

(1) 视频画面和声音受环境干扰都不能为车辆变流量传输提供准确的决策信息时,可将 BP 神经网络的结构调整为:输入层有 5 个结点(速度、加速度、转向角度、发动机转速、冷却液温度);

(2) 声音受环境干扰不能为车辆变流量传输提供准确的决策信息时,可将 BP 神经网络的结构调整为:输入层有 6 个结点(画面、速度、加速度、转向角度、发动机转速、冷却液温度);

(3) 画面受环境干扰不能为车辆变流量传输提供准确的决策信息时,可将 BP 神经网络的结构调整为:输入层有 6 个结点(声音、速度、加速度、转向角度、发动机转速、冷却液温度);

(4) 环境信息处于理想状态,所有传感器信息均可用时,可将 BP 神经网络的结构调整为:输入层有 7 个结点(画面、声音、速度、加速度、转向角度、发动机转速、冷却液温度).

以上 BP 神经网络的输出层均只有 1 个结点为车辆运行信息远程传输密度,各隐含层结点数,则采用节 1.2 中的公式(1)获得.

2.2 基于 D-S 证据理论的 BP 神经网络结构选择

首先根据所需信息,对车辆的环境信息进行归一化处理.然后再通过 D-S 证据理论进行选择对应的 BP 神经网络结构.

时间和车厢内部的灯光状态对车辆监控中的画面影响比较大,虽然现在的很多红外传感器已可以完成夜间监控,但是模糊的画面对视频信息的特征提取影响巨大.通过调研可将时间信息划分为两类:一、6:00 至下午 17:59,这段时间光线强度比较好,可以很清楚的获取到车辆监控画面;二、(傍晚)18:00 至(凌晨)5:59,由于光线不足,很难提取到可靠的视频特征信息.当车辆行驶在第二种情况时,车厢灯的开关状态对车厢内视频监控画面影响较大.当车灯处于闭合状态时,车厢内部的视频画面检测则可以顺利进行;反之则不能获取到可靠的视频信息,在进行 BP 神经网络训练时则舍弃视频信息.

车辆位置信息则是对车辆的行驶速度(简称车速)、加速度等信息密切相关,据有关交通管理资料显示车辆在市区速度最大不能超过 50km/h,而在高速公路行驶时车速一般应该控制在 60km/h 到 120km/h 之间,这使得在不同的行车位置对车辆速度和加速度信息进行特征提取时所依据的参考标准不同.

建立 D-S 融合系统,获取车载视频变流量传输的 BP 神经网络结构,由节 2.1 分析可知待识别目标有结构 I、结构 II、结构 III、结构 IV,可表示为.根据系统模拟的测量数据对算法进行仿真.目标算法概率赋值为 1,其基本概率的赋值如表 1 所示.通过 Dempster 规则进行处理^[7],即可得到 4 种 BP 神经网络融合后每个目标的融合概率.最后对其进行决策,选择,如果决策结果为 I,即选择 BP 神经网络框架.对 100 组样本进行 D-S 证据决策选择 BP 神经网络 I,部分结果如图 3 所示.

表 1 基本概率赋值表

	BP 神经网络 I	BP 神经网络 II	BP 神经网络 III	BP 神经网络 IV
时间(X_1)	0.25	0.30	0.15	0.30
位置(X_2)	0.30	0.10	0.10	0.50
开关(X_3)	0.25	0.00	0.25	0.50

```
Type =
选择第二种BP神经网络结构

Type =
选择第四种BP神经网络结构

Type =
选择第四种BP神经网络结构

Type =
选择第四种BP神经网络结构
```

图 3 基于 D-S 证据理论的 BP 神经网络结构选择

2.3 PSO 优化 BP 神经网络初值

通过 PSO 优化出每种 BP 神经网络的初值^[8], 在使用 PSO 优化 BP 神经网络初值时, 先对 PSO 参数进行如下所示的初始化:

```
vmax=1; % Maximum velocity
minerr=0.001; % Minimum error
wmax=0.90;
wmin=0.30;
global itmax; %Maximum iteration number
itmax=100;
N=40;
c1=2;
c2=2;
```

然后使用 PSO 分别优化 BP 神经网络(I~IV)初值, 优化后 BP 神经网络的适应度函数值如图 4、5、6、7 所示. 其中 BP 神经网络 I 经过训练总结 BP 神经网络的结构为 5-11-1(输入层节点数为 5、隐含层节点数为 11、输出层节点数为 1); BP 神经网络 II、III 经过训练总结 BP 神经网络的结构为 6-11-1(输入层节点数为 6、隐含层节点数为 11、输出层节点数为 1); BP 神经网络 IV 经过训练总结出 BP 神经网络的结构为 7-13-1(输入层节点数为 7、隐含层节点数为 13、输出层节点数为 1).

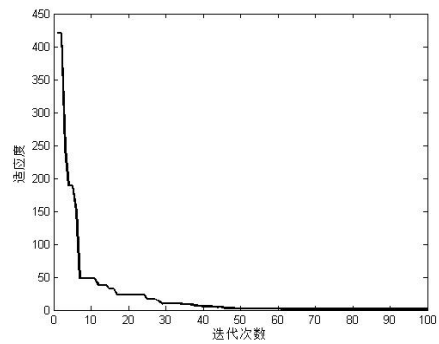


图 4 PSO 优化后 BP 神经网络 I 的适应度

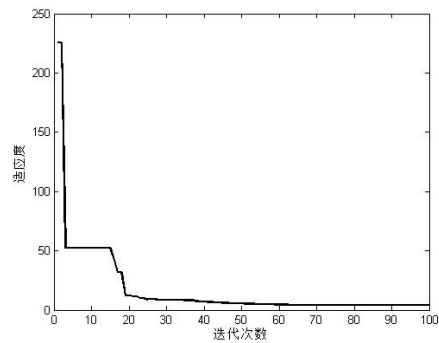


图 5 PSO 优化后 BP 神经网络 II 的适应度

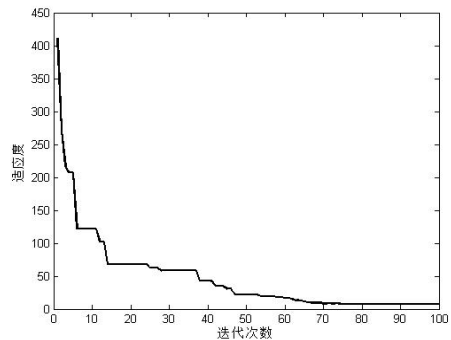


图 6 PSO 优化后 BP 神经网络 III 的适应度

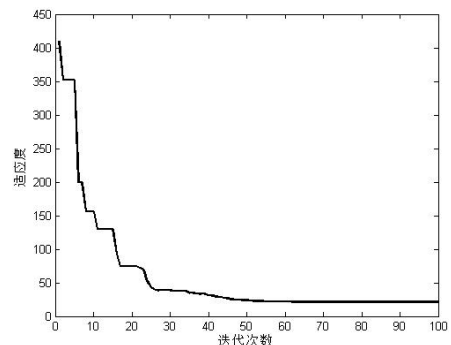


图 7 PSO 优化后 BP 神经网络 IV 的适应度

3 实验仿真

从某车辆日常运行监控数据中随机提取出时间不连续的 500 组数据(包含所有可能的车辆运行状况), 其

中前 400 组数据用来训练样本, 另外 100 组数据作为测试数据。

确定好神经网络结构以及各个参数后, 对节点数为 100、200 和 400 的车况数据分别采用 BP 神经网络和 PSO 优化初值的 BP 神经网络算法进行车辆运行信息远程变

流量决策, 它们各自花费的搜索时间如表 2 所示, 各自预测的准确率的情况如表 3 所示。

表 2 算法训练时间(s)

训练样本	100	200	400
测试样本	100		
BP	1.1076	1.2948	2.028
DS-BP	83.491	82.930	152.101

表 3 算法求解准确率

训练样本		100	200	400
测试样本		100		
BP	预测准确率(%)	64	63	92
DS-BP	预测准确率(%)	92	95	97

由表 2 可知 DS-BP 算法虽然在时间上比 BP 神经网络训练时间要长很多, 但作为离线训练方式, 分钟级的训练时间在上应用上是完全可以接受的。由表 3 可见, DS-BP 算法大大提高了车辆运行信息远程变流量传输的准确率, 最高甚至可达到 97%, 并且具有较高的鲁棒性。

利用训练好的 BP 神经网络, 对随机抽取的 100 组数据进行测试, 结果如图 8 所示。“2”表示高密度传输, “1”表示低密度传输; 其中蓝色表示统计真实值, 红色则表示根据 DS-BP 算法得到的决策值。从图中可以看到对该 100 组数据的预测准确度达到了 93%。通过 DS-BP 决策算法对车辆运行信息远程变流量起到了有效的指导作用。

4 结语

在提高 BP 神经网络的训练效率, 改善其收敛速度和容易陷入局部极小值的基础上, 为解决传感器受外界环境变化较大的问题, 本文提出了信息融合和 BP 神经网络相结合的决策算法, 使得 BP 神经网络的架构根据环境的变化进行动态改变。并将该方法运用到车辆运行信息远程变流量传输中, 仿真实验表明该算法可以有效地提高 BP 神经网络的收敛速度和决策的准确性, 并且具有较高的鲁棒性。

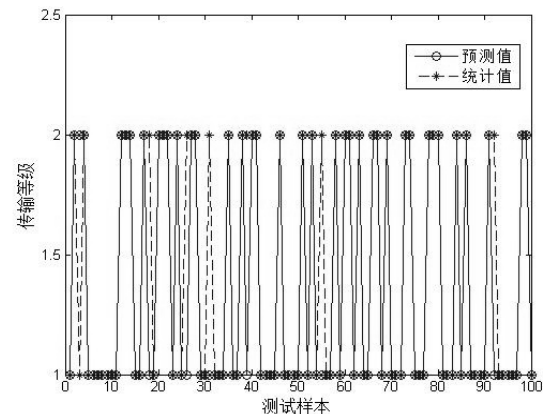


图 8 车辆运行信息远程变流量传输

参考文献

- 1 张朝昆. 模糊多目标决策算法研究与应用[学位论文]. 石家庄: 河北师范大学, 2006.
- 2 胡伍. 神经网络理论及其工程应用. 北京: 测绘出版社, 2006.
- 3 何友, 王国宏, 关欣. 信息融合理论及应用. 北京: 电子工业出版社, 2010.
- 4 Pau LF. Sensor Data Fusion. Journal of Intelligent and Robotic Systems, 1988: 1103–1116.
- 5 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测. 控制与决策, 2011, 26(10): 1581–1585.
- 6 张学军. 基于 BP 神经网络和 D-S 证据理论的火灾报警系统. 仪表技术与传感器, 2011, 1: 104–105.
- 7 程华, 杜思伟, 徐萃华, 林家骏. 基于 DS 证据的信息融合算法多指标融合. 华东理工大学学报(自然科学版), 2011, 4: 483–486.
- 8 彭信淞, 贺辉, 姚建刚, 钟立军, 梁文举, 王建. 用 PSO 优化 BP 神经网络的母线负荷预测方法. 电力系统及其自动化学报, 2010, 22(5): 146–151.
- 9 李松, 刘力军, 翟曼. 改进粒子群算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测. 系统工程理论与实践, 2012, 9: 2045–2049.
- 10 王孝坤, 陈维强, 李月高, 牟三刚, 杨金东. 基于 3G 的公交车载视频监控系统的研究. 第六届中国智能交通年会暨第七届国际节能与新能源汽车创新发展论坛优秀论文集(上册)——智能交通. 中国智能交通协会, 2011.
- 11 尧应平. 基于 GPS、3G 车辆定位及车载视频监控系统的研究与设计[学位论文]. 昆明: 昆明理工大学, 2013.
- 12 罗桑. 基于 3G 的智能公交车载信息传输终端的设计与实现[学位论文]. 长沙: 湖南大学, 2013.