

文章编号: 1002-0268 (2001) 02-0078-04

基于神经网络的汽车故障诊断专家系统开发中的问题研究

卫绍元, 张 蕾
(辽宁工学院, 辽宁 锦州 121001)

摘要: 针对基于神经网络技术的汽车故障诊断专家系统开发中的问题进行深入研究, 解决系统开发中的几个实际问题, 提出一些新的理论与方法。
关键词: 神经网络; 故障诊断
中图分类号: TP182; U472.9 **文献标识码:** A

Study on Auto Fault Diagnosis Expert System Based on Neural Network

WEI Shao-yuan, ZHANG lei
(Dept of Auto Application, Liaoning Institute of Technology, Liaoning Jinzhou 121001, China)

Abstract: The issues of neural network based Auto Fault Diagnosis Expert System are discussed in depth, and some existed problems are settled, lastly some new theories and methods are advanced.
Key words: Neural network; Fault diagnosis

将神经网络技术引入到汽车故障诊断专家系统中, 是近年来的一个重要开发方向。从理论研究和实践应用来看, 基于神经网络的故障诊断系统在知识的获取、存贮、推理机制、学习能力及容错性等方面都具有独特的优势。但是, 作为一种新的理论和新的方法, 还有其不足之处。因此, 给汽车故障诊断专家系统的推广应用带来了困难。本文结合汽车故障诊断专家系统开发中的实际问题, 进行了深入研究, 为系统的开发应用创造了条件。

1 汽车故障诊断专家系统的开发

汽车传感器、执行器的工作波形带有汽车工作的大量信息, 因此可以通过波形判断故障, 很多实践也证明了用波形诊断汽车故障的可行性。
汽车故障诊断专家系统的识别系统是一个多输入、多输出系统。此系统对某个特定波形反映的所有故障样本一起进行训练, 这样就弥补了多输入、单

输出系统的缺陷, 可以避免对同一波形调用不同故障原因的测试样本, 使检测过程更加简单、明朗。
本系统的开发方法是利用检测到的波形, 通过提取特征值, 根据特征值的变化量, 应用神经网络技术识别汽车故障。汽车的每一个传感器、执行器都对应着一种标准的工作波形。当该传感器或执行器出现故障或受其它因素影响时, 波形都会产生相应的变化。波形诊断的设计基础正是捕捉这种变化, 通过这种变化来判断汽车故障的。以汽车喷油器电压波形为例, 本文研究了此系统在开发中出现的问题及解决办法。
1.1 神经网络输入层、输出层设计
神经网络系统为多输入、多输出系统。其中选取9个参数作为喷油器电压波形的特征参数, 即输入单元数为9个。输出层单元数根据波形所隐含的各种故障种类确定。输出层设计为9个输出单元。
1.2 BP神经网络算法
系统采用神经网络的BP算法进行波形故障识

别。其所用的公式如下。

(1) 隐层或输出层第 i 个单元的输出 O_i 为

$$O_i=f\left(\sum_{j=1}^nW_{ij}\times X_j+G_i\right)\tag{1}$$

式中, W_{ij} ——上一层第 j 个节点与该层第 i 个节点的连接权;

X_j ——上一层第 j 个节点的输出;

G_i ——上一层第 i 个节点的域值;

n ——上一层的节点总数;

f ——作用函数。

采用 S 型函数 (sigmoid): $f(x)=1/(1+e^{(-x)})$ 作为转换函数。设学习过程中允许误差为 $-0.01<\epsilon<0.01$ 。

(2) 权值调整公式

$$W[n_layer][j][i]=W[n_layer][j][i]+\alpha\times bfb[n_layer][j][i]\times bfa[n_layer][i]+\beta\times\Delta W[n_layer][j][i]\tag{2}$$

输出层与隐层之间的权值矩阵

W_{ij}	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$	$i=6$	$i=7$	$i=8$
$j=1$	2.277568	5.08699	3.002506	1.715564	-0.7474	0.029622	1.546483	4.698497
$j=2$	2.282559	-1.12699	-0.56358	2.072428	-1.32193	-1.71663	0.407528	1.66128
$j=3$	-3.29307	3.604382	-5.16261	-3.02434	0.349522	-1.3322	-4.43651	-1.89523
$j=4$	-5.44604	-5.9787	-4.1803	-2.96098	-5.5726	-2.28072	-8.31024	-4.93305
$j=5$	2.291136	-1.17402	-0.56497	2.025672	-0.95705	-1.28217	0.470582	1.683791
$j=6$	1.854042	1.806233	2.611628	-6.85908	0.474484	0.737166	1.290264	0.568477
$j=7$	-4.67244	-5.40533	-6.74683	-3.3689	-3.57223	10.75544	1.353895	2.154989
$j=8$	8.263994	-0.82607	0.981143	3.249069	-2.00707	3.942038	-3.70902	-7.04172
$j=9$	1.839585	-0.93042	-0.61171	1.30099	-0.96613	-1.28355	0.464807	1.596823

隐层与输出层之间的权值矩阵

W_{ij}	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$i=1$	0.797271	-2.65299	-5.39897	6.452324	6.172007	6.774167	7.913061	-3.77725
$i=2$	6.392026	-5.07174	-3.57778	-4.75933	-10.013	-6.50511	-4.24973	3.741342
$i=3$	5.28467	-3.27237	1.278089	-4.31334	2.52243	-3.10235	6.342145	-2.19351
$i=4$	3.708853	-5.77996	-2.89873	-8.98756	3.944269	-6.90989	0.569046	-5.26966
$i=5$	-2.258	-7.99317	-3.71505	-10.9069	2.143013	-3.11839	3.272723	4.258712
$i=6$	-2.2327	-6.4951	-0.84414	-6.87042	-6.55089	-2.95411	-10.4234	-2.63074
$i=7$	1.802448	-9.00206	6.555314	-4.80789	-3.23236	-4.31785	-1.25667	-3.0171
$i=8$	0.822926	-0.23231	2.166982	-4.80862	-2.97586	-3.62506	-2.91544	4.106236
$i=9$	-0.67267	8.55047	0.877094	-3.04274	-4.72586	7.040776	-2.8288	6.0773

样本训练成功后, 进行实际故障检测。输入测试样本, 经过神经网络测试程序识别, 正确诊断率为 62.3%。

从神经网络的运算速度, 诊断准确率及输入层设计中可以看出, 本诊断系统存在收敛速度慢 (经过 17 543 次迭代满足精度要求)、诊断准确率低 (正确诊断率仅 67.3%)、样本选取不精确等问题。下面针对这些问题进行了深入研究。

式中, $bfb[n_layer][j]$ 为隐层、输出层的期望输出; $bfa[n_layer][j]$ 为隐层、输出层的实际输出。

(3) 输出层域值调整公式

$$G[3][j]=g[3][j]+(bfb[3][j]-bfa[3][j])\times bfa[3][j]\times(1-bfa[3][j])\tag{3}$$

式中, $bfb[3][j]$ 为输出层的期望输出; $bfa[3][j]$ 为输出层的实际输出。

(4) 隐层域值调整公式

$$G[2][j]=G[2][j]+bfa[2][j]\times(1-bfa[2][j])\times sum$$
$$sum=sum+bfb[2][k]\times W[2][k][j]\tag{4}$$

式中, $bfa[2][j]$ 为隐层的输出; $g[2][j]$ 为隐层的域值。

按照上述算法对喷油器电压波形样本进行训练, 并选取 $\alpha=0.5$, $\beta=0.5$ 作为神经网络的动态参数值, 经过 17 543 次运算满足精度要求。在此 BP 算法中最终网络权值列于表 1 和表 2。

表 1

W_{ij}	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$	$i=6$	$i=7$	$i=8$
$j=1$	2.277568	5.08699	3.002506	1.715564	-0.7474	0.029622	1.546483	4.698497
$j=2$	2.282559	-1.12699	-0.56358	2.072428	-1.32193	-1.71663	0.407528	1.66128
$j=3$	-3.29307	3.604382	-5.16261	-3.02434	0.349522	-1.3322	-4.43651	-1.89523
$j=4$	-5.44604	-5.9787	-4.1803	-2.96098	-5.5726	-2.28072	-8.31024	-4.93305
$j=5$	2.291136	-1.17402	-0.56497	2.025672	-0.95705	-1.28217	0.470582	1.683791
$j=6$	1.854042	1.806233	2.611628	-6.85908	0.474484	0.737166	1.290264	0.568477
$j=7$	-4.67244	-5.40533	-6.74683	-3.3689	-3.57223	10.75544	1.353895	2.154989
$j=8$	8.263994	-0.82607	0.981143	3.249069	-2.00707	3.942038	-3.70902	-7.04172
$j=9$	1.839585	-0.93042	-0.61171	1.30099	-0.96613	-1.28355	0.464807	1.596823

表 2

W_{ij}	$j=1$	$j=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$i=1$	0.797271	-2.65299	-5.39897	6.452324	6.172007	6.774167	7.913061	-3.77725
$i=2$	6.392026	-5.07174	-3.57778	-4.75933	-10.013	-6.50511	-4.24973	3.741342
$i=3$	5.28467	-3.27237	1.278089	-4.31334	2.52243	-3.10235	6.342145	-2.19351
$i=4$	3.708853	-5.77996	-2.89873	-8.98756	3.944269	-6.90989	0.569046	-5.26966
$i=5$	-2.258	-7.99317	-3.71505	-10.9069	2.143013	-3.11839	3.272723	4.258712
$i=6$	-2.2327	-6.4951	-0.84414	-6.87042	-6.55089	-2.95411	-10.4234	-2.63074
$i=7$	1.802448	-9.00206	6.555314	-4.80789	-3.23236	-4.31785	-1.25667	-3.0171
$i=8$	0.822926	-0.23231	2.166982	-4.80862	-2.97586	-3.62506	-2.91544	4.106236
$i=9$	-0.67267	8.55047	0.877094	-3.04274	-4.72586	7.040776	-2.8288	6.0773

2 系统开发中存在的问题

针对在系统开发过程中出现的系统收敛速度慢、正确诊断率低、样本选取困难的 3 个问题, 对 BP 算法以及训练样本的选择进行了改进研究。

2.1 收敛速度慢问题研究

系统收敛速度慢的问题可采用 3 种方法解决。一种是 α 、 β 动态参数调整法, 另一种是隐层节点数选

择法，还有一种是步长自适应调整法。

2 1. 1 α 、 β 动态参数调整法

在样本训练过程中发现，参数 α 、 β 及隐层节点数对 BP 网络学习速度影响很大。经过实际运算，不同 α 、 β 及隐层节点数的值对相同样本的运算迭代次数见表 3。

表 3

组数	α	β	隐节点	训练次数
1	0.5	0.5	7	26121
2	0.5	0.5	8	17543
3	0.6	0.6	8	16521
4	0.7	0.7	9	7645
5	1	0.6	9	5045
6	0.6	1	9	数据溢出
7	0.8	0.8	9	25468
8	0.7	0.7	10	8764
9	0.6	0.6	10	11452

经过研究发现， α 、 β 值越大，由误差所得的修正值越大，学习速度越快。但 α 、 β 值过大，将引起系统振荡，反而降低性能。最优的选择参数值是很困难的。通过对 BP 网络学习误差变化曲线的观察，将 BP 网络的学习分为两个阶段，就此提出参数两阶段调整法，改进方法如下。

在学习前期，输出信号与期望输出之间的误差一般很大，学习相对较快。这时分析最近几次的输出值，若输出值变化不大，则将加大参数（如加大 0.1），将参数乘以一个小于 1 的数沿原方向重新计算下一个迭代点以加快收敛速度；若输出值变化不大，则不改变参数。在学习后期，输出信号与期望输出误差变化很小，这时加大参数。为防止参数过大引起系统振荡，应规定 α 、 β 的上限，如 $\alpha < 1$ ， $\beta < 1$ 。

经过上述方法处理后，原训练样本对应迭代次数约减少一半。

2 1. 2 隐层节点数选择法

隐层单元数的选择是一个复杂的问题。从表 3 也可以看出，网络隐层单元数太少不能训练好网络，不能识别以前没有学习过的样本，容错性差；但隐层单元数太多又使学习时间过长，误差也不一定最小，因此，存在一个最佳隐层单元数。经过计算验证，隐层单元数可以按下面公式计算

$$n_2 = \sqrt{n_1 + n_3} + a \tag{5}$$

式中， n_1 为输入层单元数， n_3 为输出层单元数， n_2 为隐层单元数， a 是调整值（1~10）。

2 1. 3 步长自适应调整法

针对此 BP 网络存在收敛速度慢的缺陷，可采用

步长自适应方法进行改进。即先设一个初始步长，若一次迭代后误差 g 增大，则将步长乘以一个小于 1 的数；若一次迭代后误差 g 减小，则将步长乘以一个大于 1 的数。这样，既不增加太多的计算量，又使步长得到合理的调整。即

$$\eta = \eta \times \varphi \quad \varphi > 1, \text{ 当 } \Delta g < 0$$
$$\eta = \eta \times \beta \quad \beta < 1, \text{ 当 } \Delta g > 0$$

按上述思想设计，原 BP 网络的权值公式修改为

$$W[n_layer][j][i] = W[n_layer][j][i] + \lambda(k) \times \alpha \times bfb[n_layer][j] \times bfb[n_layer][i] + \lambda[k] \times \beta \times \Delta W[n_layer][j][i] \tag{6}$$

经过上述处理，使三层网络的收敛性能和收敛速度都得到一定程度的改善。使原样本经过 5 456 次迭代就达到精度要求。

2 2 弱化样本法

对于设计中 BP 网络准确率低的问题，本文采用增加样本对它的某输入项进行弱化处理的方法，即增加一个训练样本。该样本仅以此项为有效输入信号，而其相应的输出为事先给定的一个较小的值，如介于 0.1~0.2 之间，然后再进行网络训练，利用这个样本来调节权值矩阵，使该选项对输出的影响减小到最小，直到使系统不至于发生误判的程度，从而能在一定程度上控制权值矩阵的构成，使其精度得以提高。本系统加入弱化样本后，诊断精度提高到 78.9%。

2 3 样本模糊化法

样本模糊化主要是针对样本选择困难的问题提出的。因为故障波形具有很大的不确定性，各种信号对标准信号的逼近程度不一样。因此在提取他们的特征值时，一般宜用比较模糊的语言：如与标准特征值相差明显、比较明显、轻微等。因此对这些表示程度的语言赋予一定的权系数，把它容入到样本取值过程中，从而能更准确的把握故障波形，其具体的对应关系为：

明显 $r = 0.85$ ，
比较明显 $r = 0.6$ ；
轻微 $r = 0.35$

式中， r 表示权重因子。

经过上述处理后，系统对故障波形尤其是对综合性故障波形诊断的准确率得以提高。例如：在喷油器电压波形描述中引入权重因子后，操作人员可根据实际情况对权重因子加以选择，使原有的只为 0 或 1 的两个值变为介于 0 或 1 之间的 5 个间断变化的数值。虽然这样加入操作人员的主观因素，但却使其对波形的描述更加符合实际情况，从而使诊断结果与实际更

加接近，进而提高对同时发生两种或两种以上故障的诊断准确率。

改进后的输入层与隐层之间的权值矩阵及隐层与输出层的权值矩阵列于表 4 和表 5。

2 4 改进结果

表 4

W_{ij}	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$	$i=6$	$i=7$	$i=8$
$j=1$	4. 717568	2 04699	3 102506	1. 415564	− 0. 67474	0 39622	1 463483	4. 918497
$j=2$	4. 282559	− 3 21699	− 0 621258	2 172428	− 1. 29113	− 1 76663	0 457218	2 161218
$j=3$	− 3. 14307	2 04382	− 3 126261	− 3. 21434	1. 43522	− 2 13122	− 4 413651	− 1. 94523
$j=4$	− 5. 62104	− 4 71187	− 4. 82303	− 2 16098	− 5. 15726	− 2 28072	− 6. 31024	− 5. 93305
$j=5$	2 911136	− 0 17402	− 0. 16497	2 025672	− 1 5705	− 1 28217	0 470582	1. 883791
$j=6$	1. 524042	1 62233	2 16248	− 5. 89108	0. 47484	1 37166	1 240264	0. 68477
$j=7$	− 3. 72544	− 5 40533	− 8. 74683	− 3. 3689	− 3 7223	8 75544	1. 53895	4. 14989
$j=8$	8. 632994	− 2 82607	1 981143	3. 49069	− 2 1707	3 2038	− 3 0902	− 7. 41172
$j=9$	1. 439585	− 1 93042	− 1. 41171	2 39119	− 1 6613	− 1 83255	1 464807	1. 96823

表 5

W_{ij}	$j=1$	$J=2$	$j=3$	$j=4$	$j=5$	$j=6$	$j=7$	$j=8$
$i=1$	1. 797271	− 2 85299	− 6. 91897	6 21324	6 72007	6 874167	8 13061	− 3 47725
$i=2$	8 392026	− 5 47174	− 3 37778	− 4 51933	− 10 173	− 6 80511	− 4 4973	3 41342
$i=3$	5 81467	− 3 57237	1 78089	− 4 51334	2 82243	− 3 13556	6 42145	− 2 1351
$i=4$	2 81853	− 4 77996	− 2 89873	− 8 85756	3 44469	− 7 0989	0 469046	− 5 2966
$i=5$	− 4 1258	− 8 99317	− 3 91505	− 11 5069	2 43013	− 3 11839	3 72723	4 58712
$i=6$	− 3 2327	− 6 9151	− 1 04414	− 6 71042	− 6 85089	− 2 56411	− 10 11234	− 2 3074
$i=7$	1 842448	− 9 6123	6 755314	− 4 87189	− 3 35236	− 4 3785	− 1 2667	− 3 1071
$i=8$	0 842926	− 0 32331	2 366982	− 4 88162	− 3 71586	− 3 6206	− 2 5144	4 16236
$i=9$	− 0 7267	8 75047	0 787094	− 3 41274	− 5 21586	7 40776	− 2 8828	6 1773

从表 4 和表 5 可以看出，经上述改进后，影响诊断准确率的权值矩阵发生了很大的变化。这些变化使整个系统的诊断准确率得到了大幅度的提高；并且加快了网络的收敛速度。

3 结论

以喷油器电压波形信号为例，应用神经网络的理论，研究了波形诊断专家系统开发中出现的问题并提出了解决办法。该系统引入了 α 、 β 动态参数调节法、步长调节法、弱化样本法、输入样本模糊化法提高了整个专家系统的诊断准确率和网络收敛速度。经

过实验验证，本文提出的神经网络系统的改进方法，具有很强的科学性和实用性，为汽车故障诊断专家系统的开发应用提供了一个新的模式。

参考文献:

[1] 张中民, 张英堂. 柴油机燃油系统故障诊断的研究. 内燃机工程, 1998 (3) .
[2] 郭晓汾. 基于神经网络技术的故障诊断专家系统的研究. 中国公路学报, 1998 (4) .
[3] 温熙森. 模式识别与状态监控. 国防科技大学出版社, 1995.
[4] 李志刚. 基于神经网络的汽车故障诊断专家系统的研究. 辽宁工学院硕士论文, 1997.