

应用神经网络技术实现水泵设计中的数据处理

Completing data processing in pump design by means of NN technology

王素芬

WANG Su-fen

(沈阳工程学院, 沈阳 110136)

摘要: 提出了应用神经网络技术处理水泵设计中非线性数据的方法, 设计了相应的 BP 神经网络模型和算法, 提高了产品设计计算的效率和精度。

关键词: 神经网络; 水泵设计; 非线性; 数据处理

中图分类号: TP18

文献标识码: B

文章编号: 1009-0134(2009)06-0126-02

0 引言

水泵设计过程中要用到大量非线性设计数据, 例如在进行离心泵叶轮线性尺寸计算时, 要用到如图 1 所示的“离心泵的容积效率”曲线, 通过输入泵额定比转速 n_s 和流量 Q 两个参数可查得其对应的泵容积效率 h_v 。图中的 3 条曲线分别为流量 Q 小于等于 $54\text{m}^3/\text{时}$ 、等于 $110\text{m}^3/\text{时}$ 、大于等于 $180\text{m}^3/\text{时}$ 的 3 条离心泵的容积效率特性曲线。由于图中流量类型的限制, 即要查得流量 Q 在 $54\text{m}^3/\text{时}$ 至 $110\text{m}^3/\text{时}$ 或 $110\text{m}^3/\text{时}$ 至 $180\text{m}^3/\text{时}$ 的数值时需用插值法。因此, 致使设计人员在图中查得的容积率 h_v 的精度、效率、准确度都相对较低。

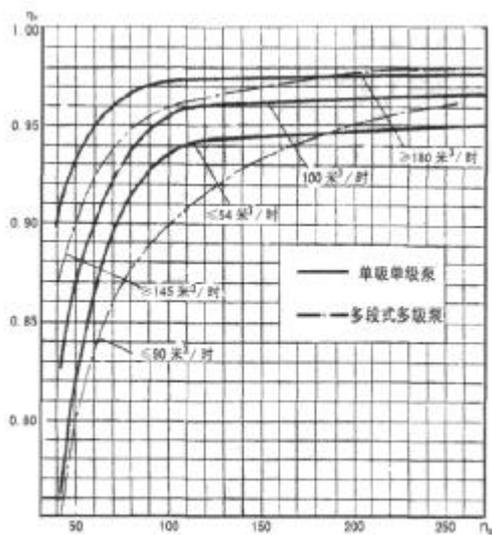


图 1 离心泵的容积效率

随着计算机技术的发展, 神经网络技术的研究取得了巨大的成果, 并得到了广泛的应用。神经网络

是模仿和延伸人脑智能、思维、意识等功能的非线性自适应动力学系统, 它所具有的学习算法能使其对事物和环境具有很强的自学习、自适应和自组织能力, 它可以模仿人脑处理不完整的、不准确的、甚至处理非常模糊的信息, 并能联想记忆, 从部分信息中获得全部信息。本文应用神经网络技术快速而准确地解决了水泵设计过程中大量的非线性数据处理问题。

1 离心泵叶轮线性尺寸计算所需参数处理的神经网络模型设计

神经网络的推理过程是一种典型的并行推理, 速度很快, 它只与网络自身的参数有关, 其参数又可通过学习算法进行自适应训练。在工程设计中只要向它提供足够多的设计样本, 经过训练后, 设计知识就存在网络的互连结构中, 大大减轻了知识收集和知识库建立的负担。根据实际需要, 神经网络模型可以构建成任意层, 它们均可划分为输入层、隐含层和输出层。输入层为输入参数的个数, 输出层为所要得到的计算结果的参数个数, 中间层可根据实际需要和经验值共同获取。本文以离心泵叶轮线性尺寸计算为例加以说明。

1.1 输入输出层的设计

在离心泵叶轮线性尺寸计算中涉及到泵额定比转速 n_s 和流量 Q 两个参数, 通过输入这两个参数可以在图 1 所示的“离心泵的容积效率”曲线中查得所需要的容积效率 h_v 。因此, 确定神经网络模型的输入结点个数为 2, 输出层节点个数为 1。

收稿日期: 2009-02-04

作者简介: 王素芬 (1963 -), 女, 天津人, 副教授, 工学硕士, 主要研究方向为神经网络、软件工程。

1.2 隐含层节点数及选取

隐含层节点数可根据经验和具体的试验获得比较理想的结点个数,本模型中确定为5。

1.3 神经网络用于离心泵叶轮线性尺寸计算的相关参数处理的工作流程

神经网络用于离心泵叶轮线性尺寸计算的工作流程如图2所示。图中,将试验获得的输入计算参数 n_s 和流量值 Q 输入至样本库中(如表1所示),形成训练用样本集,由神经网络进行学习。通过学习,得到权值调整好的收敛的神经网络,这时可将新输入的 n_s 和 Q 等参数送给网络进行识别,将识别出的结果由解释系统进行解释,最后得到 h_v 的值。

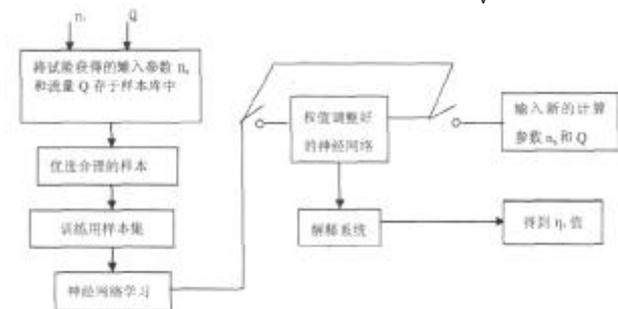


图2 神经网络用于泵容积效率 η_v 计算的工作流程

2 用 MATLAB 实现离心泵叶轮线性尺寸计算的参数处理

2.1 问题描述

从建立的样本库中,取144组样本,将这些数据分成几个部分,分别用于训练、确正和测试。将数据的四分之一用于确证、四分之一用于测试、剩下的二分之一用于训练网络,等间隔地在原始数据中抽取出来。

其程序代码如下:

```

iitst = 4:4:Q;
iiival = 2:4:Q;
iitr = [1:4:Q; 3:4:Q]
val.P = p(:,iiival); val.T = t(:,iiival);
test.P = p(:,iitst); test.T = t(:,iitst);
ptr = p(:,iitr); ttr = t(:,iitr);
  
```

2.2 建立网络

在本问题中,使用一个两层的网络。在隐含层中使用传递函数 tan-sigmoid,在输出层中使用一个线性传递函数。由前面的计算得隐含层中神经元单

元为5个,输出层的神经元个数为1个。

```
net=newff(minmax(ptr),[5, 1],{'tansig'purelin'},'trainlm');
```

2.3 网络训练

使用 Levenberg-Marquardt 算法来训练网络。

```
[net,tr]=train(net,ptr,ttr,[],[],val,test);
```

```
net.trainParam.goal = 1e-8; /*训练目标为误差小
```

表1 用于神经网络学习的部分样本及训练后的数据比较

流量	<=54 米 ³ /时		110 米 ³ /时		>=180 米 ³ /时	
	原始数据	训练后数据	原始数据	训练后数据	原始数据	训练后数据
40	0.760	0.76047	0.828	0.82769	0.899	0.89946
50	0.820	0.81903	0.869	0.87128	0.931	0.92765
60	0.863	0.86293	0.899	0.9021	0.95	0.94693
70	0.895	0.89341	0.921	0.92404	0.96	0.95954
80	0.914	0.91346	0.938	0.9386	0.966	0.96714
90	0.928	0.92749	0.948	0.94784	0.971	0.97114
100	0.936	0.93623	0.954	0.95314	0.972	0.97299
110	0.940	0.94104	0.959	0.95587	0.973	0.97394
120	0.942	0.94323	0.960	0.95739	0.974	0.97465
130	0.943	0.94413	0.961	0.95854	0.975	0.97527
140	0.944	0.94467	0.961	0.95963	0.975	0.97579
150	0.945	0.94516	0.962	0.96066	0.975	0.97620
160	0.946	0.94564	0.962	0.96161	0.975	0.97651
170	0.946	0.94610	0.963	0.96247	0.975	0.97674
180	0.947	0.94656	0.963	0.96323	0.976	0.97689
190	0.947	0.94714	0.964	0.96393	0.976	0.9770
200	0.948	0.94793	0.964	0.96457	0.977	0.97708
210	0.948	0.94876	0.965	0.96516	0.977	0.97713
220	0.949	0.94937	0.965	0.96573	0.978	0.97716
230	0.949	0.94968	0.966	0.96627	0.978	0.97719
240	0.950	0.94983	0.966	0.96681	0.978	0.97720
250	0.950	0.94990	0.967	0.96736	0.979	0.97721
260	0.950	0.94993	0.968	0.96799	0.979	0.97722
270	0.951	0.94995	0.969	0.96880	0.979	0.97722

于 $1e-8^*/$

在利用 tran 函数对网络进行训练执行以上代码后,在 MATLAB 命令中将实时地显示出网络的训练状态。

2.4 网络输出

输出的目标值为 eta

eta=sim(net,p)

训练结果满意后,将网络函数 net 保存到 pumpnet.mat 文件中。应用时,调入 pumpnet.mat 文件,输入任意的流量 Q 和任意的额定比转速 n_s ,程序自动计算 h_v 的值。

pump=sim(net,[Q;ns])

例如,在用户输入界面中输入 $Q=98$, $ns=93$,即可得到流量为 98 米³/时,额定比转速为 93 时的容积效率 h_v 的值为 0.9453。

3 数据处理的结果与分析

用于神经网络学习的部分样本(计算系数 h_v 的曲线数据)与训练后的数据比较结果如表 1 所示。

通过对原始数据和训练后的数据进行比较可以看出,将神经网络用于解决水泵设计中非线性数据

处理是有效的。训练结果与原始数据的误差可以通过改变隐层结点的数目或通过增加训练样本集的数据个数等方法来减小。

4 结论

本文提出了一种基于 BP 神经网络的离心泵叶轮线性尺寸计算方法所用到的非线性参数的数据处理,实际计算结果表明:该方法具有较强的学习能力和适应能力,提供的训练样本越多,则计算的准确性越高。相对于传统的查表法和插值法,该系统具有精度高、运算速度快等优点。这种模型和算法也适用于其它多参数非线性数据处理的工程设计中,因而具有一定的实用价值和推广价值。

参考文献:

- [1] 王素芬,杨广明,陈健,等.模糊 BP 神经网络用于目标台测向定位的设计与实现.小型微型计算机系统,2004,23(8).
- [2] 沙毅,闻建龙.泵与风机.中国科学技术大学出版社,2005.
- [3] 飞思科技产品研发中心.MATLAB 6.5 辅助神经网络分析与设计.电子工业出版社,2003.
- [4] Martin T.Hagan,Howard Bdemuth,Mark H.Beale,戴葵,等译.Neural Network Design.机械工业出版社,2002.

【上接第 115 页】

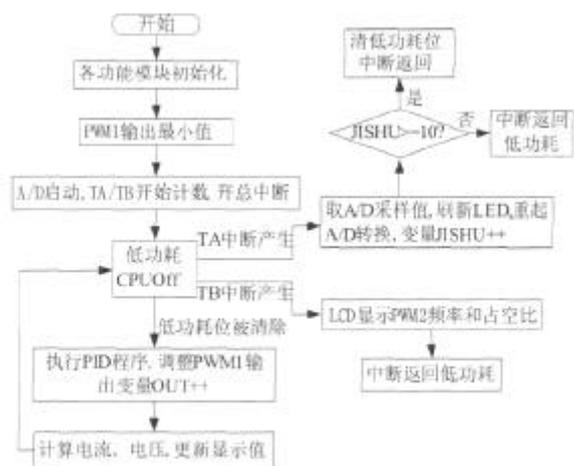


图4 主程序流程图

模块、A/D 电压和电流采集模块、PID 控制模块和 PWM 波发生模块等几个部分。

4 结语

MSP430 单片机可用 C 语言来完成程序设计,大大提高了开发调试的工作效率。该电源利用 MSP430F449 的 Timer_A 和 Timer_B 定时器产生 PWM

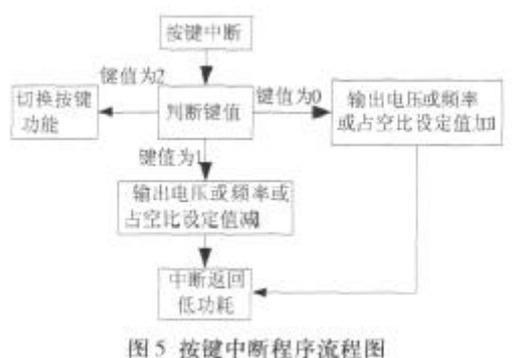


图5 按键中断程序流程图

控制 V-MOS 管的导通时间,及内部自带的 LCD 驱动模块,直接将液晶显示屏连接在芯片在驱动端口,大大简化了外围电路设计,提高了系统的稳定性。

参考文献:

- [1] 张春河.在线电解修整砂轮精密镜面磨削理论及应用技术的研究[A].哈尔滨:哈尔滨工业大学,1996.
- [2] 居冰峰,陈子辰.单片机控制的 VMOS 管脉冲电源的研制[A].机电工程 1997 机电一体化论文集,1997:57-58.
- [3] 梁奇君.砂轮在线电解修整专用脉冲电源的研制及其实验研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2000.
- [4] 关佳亮,张代军.实用新型 ELID 磨削电源的开发[J].现代制造工程,2006(6),107-110.