

人工神经网络在仪表信息处理中的应用

赵正琦 韩建国 吕砚山 郭俊超

(北京化工大学自动化系, 北京 100029)

摘要: 介绍了一种用于测量二次仪表中充满管道的过热蒸气流量和载热计算的人工神经网络。它节省了存储空间和运算时间, 具有本征性滤波功能, 在高准确度, 防止发散、偏离和非唯一性方面较之传统算法具有很大优越性。同时, 还进一步介绍了由此而产生的具有学习能力的仪表。

关键词: 人工神经网络; 测量仪表; 信息处理

中图分类号: TQ 056.1

引言

目前, 在自动化领域中, 人工神经网络(ANN)的应用主要体现在过程控制上, 而在测量仪表方面为数甚少。然而, 在测量仪表内的信息传递过程具有普遍的共性, 其中存在着许多共同性的问题, ANN 技术可在其中发挥巨大优势。在测量仪表信息处理过程中, 一个很重要的工作是被测量值的在线、实时计算, 这一计算是直接采用经典计算公式实现的。然而, 许多经典计算公式及其相应算法是以确定性系统为前提的, 因而忽视了数理统计问题。有些算法还包括含梯度计算的迭代算法。在有随机干扰的情况下, 这些算法难免遇到低精度、有偏性、非唯一性, 甚至发散等问题。许多经典算法十分复杂, 这又为外部、内部噪声的衍生、产生和扩大提供了机会。有些仪表在信息传递的起始点增设数字滤波, 对于内部产生的噪声无济于事。可见, 采用人工神经网络技术大有可为, 这一点在以下介绍的充满管道的过热蒸气质量流量及载热计算(FES 算法)中显而易见。

1 传统的 FES 算法分析

自 50 年代逐步发展起来而到目前仍在国内外沿用的传统 FES 算法^[1, 2]由下列公式组成:

$$q_m = \frac{1}{\sqrt{1 - \beta^4}} \times A_{d_0} \times (2 \times p)^{1/2} \quad (1)$$

式中, q_m 为质量流量; $\beta = c / (1 - \beta^4)^{1/2}$ (c 为流出

因数, β 为工况下板孔径与管内径之比); β 为膨胀系数, 对于蒸气 $\beta < 1$; $A_{d_0} = \frac{\pi}{4} d_0^2$ (d_0 为工作条件下的孔板孔径); ρ 为密度; p 为差压。若需要测出热流量, 则有:

$$\phi = q_m \times H \quad (2)$$

式中, ϕ 为单位时间内流过的热量, kW; H 为蒸气的热焓, kJ/kg。

为了便于计算, 文献[1, 2]还推荐了含梯度计算的迭代算法。经分析, 在直接使用上述经典公式及迭代算法时, 遇到了如下问题:

(1) 式中, β 、 H 及隐藏在变量中运动粘度系数的值需查表获得, 而在通常工作状态下表中包含至少 2 000 个数据。整个计算过程在单片机中占用了约 3 800 个程序寄存器, 至使本来工业性能非常好的 PIC16C74A 难以胜任;

(2) 算法中含有带梯度计算的迭代运算。

下面是用以检验上述算法性能的两个 PC 机仿真试验:

(1) 对工业常用范围内的 2 000 组温度 t 、压力 p 、 ρ 数据加上噪声/信号方差比约为 5 % 的随机干扰, 结果所计算出的 2 000 个 q_m 值所含的误差就具有大于 5 % 的噪声/信号的方差比;

(2) 在迭代过程中的 4 个过渡变量加入相对误差(绝对值)不大于 0.5 % 的随机干扰, 结果迭代过程不能收敛(见图 1)。

可见, 上述经典公式及相应迭代算法在弱噪声干扰下的实时计算中不能令人满意。

2 FES 算法的人工神经网络模型

这里选择 BP(误差反向传播)网络, 基于以下

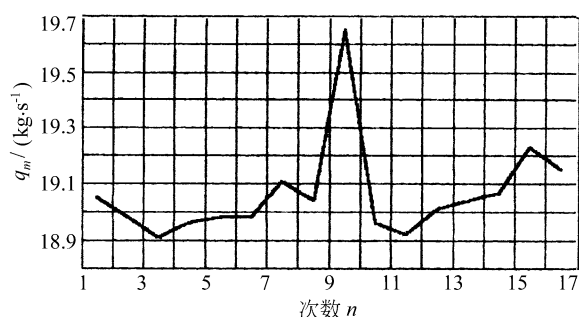
图1 弱噪声干扰下仿真输出的 q_m 值的曲线

Fig. 1 Contrail of calculated q_m in a repeated substitution

两个原因:

(1) 根据 Kolmogorov 定理, 三层 BP 网络可以逼近任意连续的非线性映射^[3];

(2) BP 网络结构较为简单, 算法较易在软件上实现, 在学习过程中可通过误差反向传播的方法修改权值, 从而获得更高的计算精度。

2.1 网络结构与活化函数

FES 计算所用 BP 网络的结构如图 2 所示。它包括输入层(第一层)、隐含层(第二层)和输出层(第三层)。其中质量流量 q_m (作为网络输出) 为 t 、 p 、 p (作为网络输入) 的映射。根据试验确定隐含层节点为 3 个。隐含层和输出层的活化函数形式为 Sigmoid 函数^[4]: $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 。

网络各节点的输入、输出如下:

输入变量 $X_1 = t$, $X_2 = p$, $X_3 = p$; 第一层

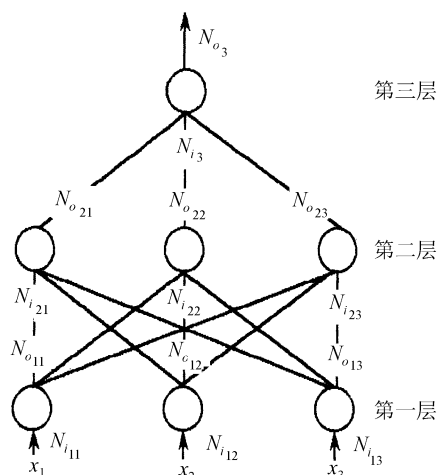


图2 BP 网络的结构图

Fig. 2 Structure of a BP network

的输入 $N_{i11} = X_1$, $N_{i12} = X_2$, $N_{i13} = X_3$; 第一层的输出 N_{o11} , N_{o12} 和 N_{o13} ; 第二层的输入 N_{i21} , N_{i22} 和 N_{i23} ; 第二层的输出 N_{o21} , N_{o22} 和 N_{o23} ; 第三层的输入 N_{i3} ; 第三层的输出 N_{o3} 。它们之间的数学关系如下:

$$N_{i1l} = X_l, l = 1, 2, 3; N_{o1l} = N_{i1l} = X_l, l = 1, 2, 3; N_{i2i} = \sum_{l=1}^3 (W_{il} \times N_{o1l}), i = 1, 2, 3; N_{o2i} = 1/(1 + e^{-N_{i2i}}), i = 1, 2, 3; N_{i3} = \sum_{i=1}^3 (W_{3i} \times N_{o2i}); N_{o3} = 1/(1 + e^{-N_{i3}}) (W_{il}, W_{3i} \text{ 为权值})。$$

经训练后的网络, 在实时运算中, 其信号是由输入层向输出层单向传播的, 不存在反馈和迭代; 计算过程简单迅速, 避免了发散。

2.2 学习算法

标准 BP 算法采用的是 学习规则, 易陷入局部极小值, 且学习速度过慢^[5]; 此处则采用修正的 BP 算法。为了提高学习速度, 减少振荡, 在标准的规则中增加了一个动量项 $W_{ji}(t-1)$ 。其中:

为动量因子, 避免梯度下降过快; $W_{ji}(t-1)$ 为第 $(t-1)$ 次训练时权的修正量; j 为当前层节点标号; i 为前一层节点标号。此外, 标准 BP 算法的误差函数是针对某一个样本的, 权的修改周期为一个样本, 因而易使网络训练陷入局部极小值, 且降低了学习速度。为了避免这些问题, 此处将全部训练样本作为一个训练周期。训练过程的误差函数定义为:

$$e = \sum_p [1/2 \sum_j (T_{pj} - N_{o_{pj}})^2] \quad (3)$$

式中, p 为样本数; T_{pj} 为期望输出; $N_{o_{pj}}$ 为各节点输出。权的调整采用总体下降梯度法:

$$W_{ji}(t) = \eta \sum_p (-\delta_{pj} \times N_{o_{pi}}) + \alpha \times W_{ji}(t-1) \quad (4)$$

式中, η 为学习速率; δ_{pj} 为误差梯度, α 与动量因子 是可调的, 收敛效果较好。

为避免训练过度, 而对学习时间进行了控制, 即训练过程中对输出方差进行监测。当方差下降速度变得很慢并且出现震荡时, 停止训练。

2.3 计算机仿真试验

试验采用由 PC 机仿真获得的在常用工业范围内的 100 组 t , p , p 数据作为计算过程的输入, 按以下三种不同方法计算出 100 个相应的蒸气质量流量 q_m 的值, 得到了不同的结果。

(a) 输入值不受干扰, 通过经典算法计算得到 100 个蒸气质量流量值 $q_{m_{1k}} (k = 1, \dots, 100)$ (曲线

1), 以此作为以下 (b) 和 (c) 的计算结果的衡量标准。

(b) 上述输入变量的值加入随机干扰 (信噪比 5 %), 仍使用经典算法计算, 得 100 个含误差的蒸气质量流量值 $q_{m_{2k}}$ ($k=1, \dots, 100$) (曲线 2)。

(c) 采用与上述 (b) 相同的受干扰的输入变量值, 而使用 ANN 模型进行计算, 得到 100 个蒸气质量流量值 $q_{m_{3k}}$ ($k=1, \dots, 100$) (曲线 3)。

经计算得, (b) 和 (c) 的计算结果 $q_{m_{2k}}$ 和 $q_{m_{3k}}$ 的误差与实际值均方根差之如下:

$$\left(\frac{1}{100} \sum_{k=1}^{100} (q_{m_{2k}} - \bar{q}_{m_{2k}})^2 \right)^{1/2} = 5 \% ;$$

$$\left(\frac{1}{100} \sum_{k=1}^{100} (q_{m_{3k}} - \bar{q}_{m_{3k}})^2 \right)^{1/2} = 0.52 \% .$$

由图 3 可见, $q_{m_{3k}}$ 曲线与标准输出曲线 (即 $q_{m_{1k}}$ 曲线) 的拟合程度远优于 $q_{m_{2k}}$ 曲线。在有随机干扰的情况下, 用上述 ANN 模型计算出的结果要比用经典算法计算出的结果具有较高的准确度。

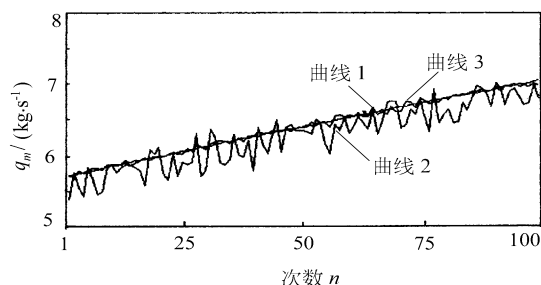


图 3 q_m 计算值的曲线比较图

Fig. 3 Comparison of the curves of calculated q_m

3 自学习型仪表

基于以上研究, 开发出一种具有自学习能力的仪表。它们的基本信号处理过程就是上述 BP 模型, 这种 BP 模型由上述改进型 BP 算法训练得到。因此能够以人工输入的训练样本 (数据) 为依据进行自学习, 从而对于样本集以外的数据也能进行测量及计算, 且具有较高的测量精度。这种仪表特别适用于测量值不能方便地用数学方法计算出来的情况, 以下介绍一个化工生产过程中的应用实例。

某化工过程生产的某种液体的粘度指标与反应温度 T 、原料用量质量分数 w 、反应时间 t 有密切关系, 但这种关系没有成熟的数学公式作为依据。在线测取的每一组 T, w, t 值所对应的理想的值是通过离线的间接手段获得的。现作如下试

验来训练出仪表在线地测量值的能力。试验分三步进行:

第一步 给出样本值

这里给出了 20 组样本, 给出 T, w, t 数值 (作为网络输入), 并根据经验和相应的间接手段确定值 (作为网络输出);

第二步 BP 网络的训练

使用以上所给的数据, 按改进的 BP 算法对网络进行训练, 得到一个 BP 模型 (输入层为三个节点, 隐含层为三个节点, 输出层为一个节点);

第三步 现场试验

将训练所得的网络作为值测量仪表的信号处理模型, 用于现场测量。测量结果, 得到 20 个由仪表本身计算出的产品粘度值, 将其与标准值进行比较, 得到 20 个相对误差值, 其曲线如图 4 所示。平均相对误差约为 2.05 %。按实际生产过程要求, 此精度范围比较令人满意。

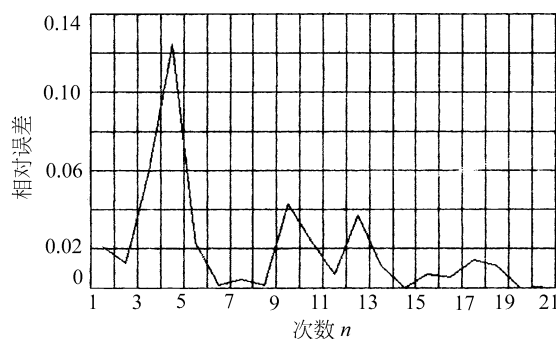


图 4 自学习型仪表现场试验测量值相对误差曲线

Fig. 4 Relative error of the measured value of the SLI instrument

参 考 文 献

- [1] Miller R W. Flow measurement engineering handbook. New York: McGraw-Hill Publishing Company, 1997
- [2] 苏彦勋, 盛健, 梁国伟. 流量计量与测试. 北京: 中国计量出版社, 1993
- [3] Graupe D. Principles of artificial neural networks. New York: World Scientific Publishing Co, 1997
- [4] 焦李成. 神经网络系统理论. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1990
- [5] Zhang D D. Neural networks system design methodology. Beijing: Tsinghua University Press, 1996

(下转第 69 页)

- 1995, 56(1):61
- [6] Liu W, Farrington G C, Chaput F, et al. Synthesis and electrochemical studies of spinel phase LiMn_2O_4 cathode materials prepared by the Pechini process. J Electrochem Soc, 1996, 143(3):879
- [7] Yang W, Liu Q, Qiu W, et al. A citric acid method to prepare LiMn_2O_4 for lithium-ion batteries. Solid State Ionics, 1999, 121(1~4):79

Synthesis and electrochemical studies of spinel phase LiMn_2O_4

YANG Wen-sheng¹⁾ LIU Qing-guo²⁾

(1) Department of Applied Chemistry, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China;

2) Laboratory of Solid State Ionics, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract: A new simplified technique has been described to synthesize LiMn_2O_4 directly from lithium nitrate, manganese nitrate and urea. The influence of the Li/Mn ratio, the amount of urea, the preset temperature of the furnace, the calcine temperature and time has been explored. The resultant LiMn_2O_4 synthesized under the optimum synthesis conditions shows perfect spinel structure, uniform particle size and excellent electrochemical performances.

Key words: lithium-ion battery; cathode material; spinel phase LiMn_2O_4 ; urea

(上接第 65 页)

Application of artificial neural network in information processing of measuring instrument

ZHAO Zheng-qi HAN Jian-guo LU Yan-shan GUO Jun-chao

(Department of Automation, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China)

Abstract: In the paper, a kind of artificial neural network models applied in measuring instrument for calculating measurand is suggested. The kind of models save memory-space, reduce counting-time and have advantages to guarantee against non-uniqueness, deviation and divergence, specially have the essential capability of restraining random disturbance. Furthermore, a kind of ANN based self-learnable instrument are suggested.

Key words: artificial neural network; measure instrument; information processing