

基于优化ELM网络的物理量回归方法研究

王 平^{1,2,3}, 王宜怀^{2,4}, 刘长勇^{1,2,3}, 彭 涛^{2,4}

(1.武夷学院 数学与计算机学院, 福建 武夷山 354300; 2.苏州大学 计算机科学与技术学院, 江苏 苏州 215006;

3.认知计算与智能信息处理福建省高校重点实验室, 福建 武夷山 354300;

4.软件新技术与产业化协同创新中心, 江苏 苏州 215006)

摘 要: 针对传统的A/D值转换物理量回归方法中存在表达不统一、动态适应性弱和在线非线性校正能力不足等问题,尝试将机器学习的ELM网络引入到该应用中。在分析A/D值转换物理量回归的知识要素基础上,依托ELM网络的非线性映射能力,提出利用遗传算法优化ELM网络,并利用其实现统一数学表达的A/D值转换物理量回归方法。实际应用表明,该方法对物理量回归问题可实现统一的数学模型表达,泛化性好,且非线性校正能力强,实现了各类A/D值转换物理量回归应用。

关键词: 机器学习算法; 模/数转换; 极限学习机网络; 遗传算法; 优化方法; 物理量回归; 动态校正

中图分类号: TN711-34; TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-373X(2020)17-0141-06

Research on physical quantity regression method based on optimized ELM network

WANG Ping^{1, 2, 3}, WANG Yihuai^{2, 4}, LIU Changyong^{1, 2, 3}, PENG Tao^{2, 4}

(1. School of Mathematics and Computer Science, Wuyi University, Wuyishan 354300, China;

2. School of Computer Science and Technology, Soochow University, Suzhou 215006, China;

3. The Key Laboratory of Cognitive Computing and Intelligent Information Processing of Fujian Education Institutions, Wuyishan 354300, China;

4. Collaborative Innovation Center of Novel Software Technology and Industrialization, Suzhou 215006, China)

Abstract: In view of the problems of traditional A/D value conversion physical quantity regression method, such as inconsistent expressions, poor dynamic adaptability and insufficient online nonlinear correction ability, the ELM (extreme learning machine) network of machine learning is introduced into this application. On the basis of the analysis on knowledge elements of A/D value conversion physical quantity regression, and relying on the nonlinear mapping ability of ELM network, an A/D value conversion physical quantity regression method is proposed, which uses genetic algorithm to optimize ELM network, so as to achieve consistent mathematical expressions. The practical application shows that the method can be used to achieve consistent mathematical model expressions for physical quantity regression and are of good generalization. In addition, it is of excellent nonlinear correction ability, so the regression application of various A/D value conversion physical quantities can be realized satisfactorily.

Keywords: machine learning algorithm; A/D conversion; ELM network; genetic algorithm; optimization method; physical quantity regression; dynamic correction

0 引 言

传感器采集各种连续变化的模拟信号需要通过模/数转换模块(A/D模块)转化为离散数字信号形式的A/D值,当需要使用该值时,通常还需进一步把该值转换成实际的物理量形式,这一转换过程被称作物理量回归^[1]。传感器本身的设计特性即是一个非线性映射关系,而在具体的应用中,从传感器到信号放大电路,再到A/D模块的一系列信号传输、处理中,如图1所示,任何细微的

变化也可能导致信号的非线性变化,这表明整个物理量回归过程是一种非线性映射变化关系。

传统的物理量回归方法有着不同的处理模式。公式法和查表法大多将非线性关系进行线性化处理或近似处理,回归速度快,但其存在非线性校正能力和动态适应弱等问题,且精度较差;最小二乘法、插值法的曲线拟合原理虽然也可以实现回归,但在线校正能力较弱。针对非线性特性的物理量回归问题,精度决定着系统的性能,无论何种回归方法,均需消除或尽量减弱可能的非线性

收稿日期: 2019-11-07

修回日期: 2019-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61672369); 中央引导地方科技发展专项资金项目(2018L3013); 福建省教育厅科研基金资助项目(JA15522); 武夷学院校科研基金资助项目(xl201016); 福建省本科高校教育教学改革项目(FBJG20190281)

变化产生的误差,从而确定一个带有参数的数学模型来逼近真实物理量;另一方面,实际系统中由于不同类型的传感器、电气特性以及元器件老化等也会影响回归算法的选择。因此,传统的物理量回归方法无法在各种不同的应用系统的回归问题上实现统一的物理量回归表达。

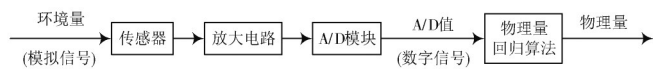


图1 物理量回归示意图

根据传感器的设计特性,诸如,通过温湿度、光照、磁感等传感器感知的物理量与其A/D值之间的映射关系,属于单调非线性连续曲线映射关系,而神经网络的高度非线性映射能力特性在预测非线性系统的映射中已经获得广泛应用,且其动态自学习能力强,诸多实验表明,对于数据的非线性回归分析、数据的补漏、非线性校正等方面,神经网络具有先天优势^[2]。ELM(Extreme Learning Machine, ELM)网络自提出以后,其作为机器学习算法中一种新的回归器、分类器,迅速得到广泛应用^[3]。不同于传统机器学习算法,如BP网络、RBF网络和CNN网络等,由于这些网络基于误差反馈而反复调整权值和隐层阈值,进而存在学习速度慢的问题,ELM采用前馈广义逆矩阵的计算方法,确定隐层节点数和激活函数,随机选择输入权值和隐层阈值,即可完成复杂问题的非线性映射学习,体现出学习速度优势。文献[4]提出利用ELM网络建立短期风速预测模型;文献[5]提出利用ELM网络建立降雨量预测模型;文献[6]提出将优化的ELM网络用于电子元器件老化预测评估问题中;文献[7]利用ELM网络补偿磁罗盘测量误差;文献[8]利用ELM网络实现大数据回归;文献[9]提出将ELM网络用于机器人轨迹跟踪预测,这些应用ELM网络均取得了较好的效果。

本文将ELM网络引入到A/D值转换物理量回归问题中,且在分析ELM网络原理的基础上,针对ELM随机选择输入权值和隐层阈值而存在的输出结果误差波动问题,提出采用遗传算法(Genetic Algorithms, GA)优化ELM网络的输入权值和隐层阈值选择,提高ELM网络收敛速度和输出精度,并将优化的ELM网络应用于A/D值转换物理量回归的非线性映射和映射校正中。与传统回归方法相比,本文方法算法简单,训练学习和回归预测耗时短、精度高,且还能对各种A/D值转换物理量回归问题实现统一的数学关系表达。

1 基于GA优化ELM网络

1.1 ELM网络

基于单隐层前馈神经网络(Single-Hidden Layer Feedforward Neural Network, SLFN)的ELM网络具有3层

结构,由输入层、隐层和输出层构成,层与层的节点之间采用全连接,其网络结构如图2所示。其中, Q 为训练样本总数。

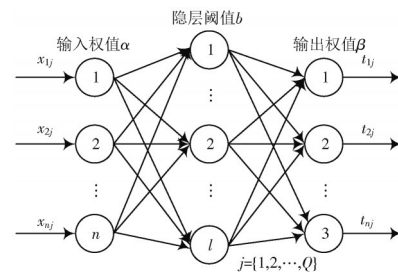


图2 ELM网络结构

ELM网络的训练学习随机化初始选择输入权值 α 和隐层阈值 b ,根据训练样本求解输出权值 β ,可通过式(1)进行求解:

$$\beta = H^+ T = \begin{cases} H^T (HH^T)^{-1} T, & Q \leq l \\ (HH^T)^{-1} H^T T, & Q > l \end{cases} \quad (1)$$

式中 H^+ 为 H 的Moore-Penrose广义逆。因而,ELM网络可通过一步计算得到 β ,无需反向迭代调整参数,使得训练时间大幅缩短,学习速度极快。文献[10-11]对ELM网络给出相关定理并证明,给定任意 Q 个不同样本 (x_i, t_i) 的样本集,其中, $x_i = [x_{i1} \ x_{i2} \ \cdots \ x_{in}]^T \in \mathbf{R}^n$, $t_i = [t_{i1} \ t_{i2} \ \cdots \ t_{im}]^T \in \mathbf{R}^m$, $i \in Q$,给定任意小误差 ε ($\varepsilon > 0$)和一个任意区间无限可微的激活函数 $g(): \mathbf{R} \rightarrow \mathbf{R}$,则总存在一个含有 K ($K \leq Q$)个隐层节点的SLFN,在任意取值 $\alpha_i \in \mathbf{R}^{l \times n}$ 和 $b_i \in \mathbf{R}^l$ 的情况下,有 $\|H_{Q \times l} \beta_{l \times m} - T\| < \varepsilon$ 。

由上述定理可知:当隐层节点数 K 小于样本集合里面的样本数 Q 时,ELM的训练误差可以逼近一个数 ε ($\varepsilon > 0$),即 $\sum_{j=1}^Q \|t_j - y_j\| < \varepsilon$,其中, y_j 为样本经ELM网络训练得到的输出;当 $K=Q$ 时,对任意的 α 和 b 取值情况,ELM训练网络能以零误差逼近训练样本,即 $\sum_{j=1}^Q \|t_j - y_j\| = 0$;当 K 进一步增加时,误差不减反而会加大。但在实际的应用工程任务中,由于计算量的原因,通常 K 取值远远小于 Q ,进而使得 ε 存在,这即为ELM网络的输出误差波动。通过分析发现,合理地优化选择输入权值 α 和隐层阈值 b ,可使得ELM网络的输出误差更逼近在工程任务中所选取的 ε' 。对初始输入权值 α 和隐层阈值 b 优化的算法有很多,如进化算法^[12]、布谷鸟算法^[13]、粒子群算法^[14]、烟花算法等。本文选择GA算法,通过样本训练和误差要求值 ε' ,实现对ELM网络的输入权值 α 和隐层阈值 b 的优化选择。

1.2 基于GA优化ELM网络

GA的优点是将问题参数编码成染色体后进行迭代

优化,从解集的一个子解集开始搜索,且具有并行进化的隐含特征和较高的防止局部最优能力。在使用 ELM 网络对样本集进行训练学习时,利用 GA 优化选择 ELM 网络的 α 和 b ,使得 ELM 网络的输出误差波动最小。GA-ELM 算法流程如图 3 所示。另外,确定 ELM 网络拓扑结构主要依赖于实际问题的输入/输出参数个数和隐层节点数的选择。

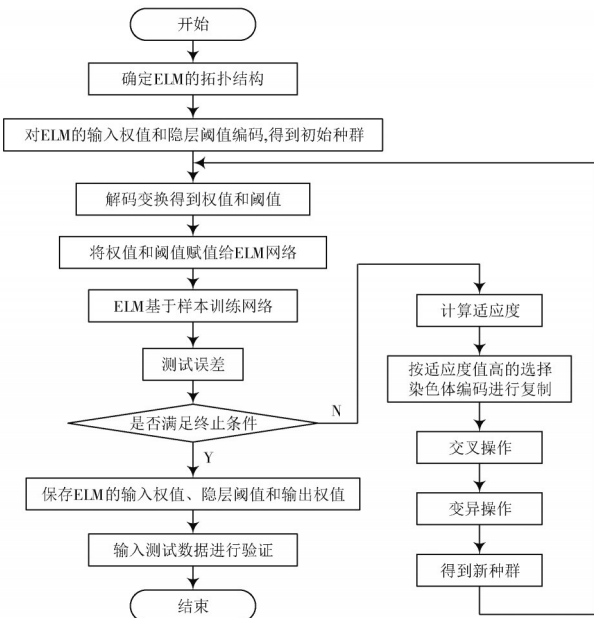


图 3 GA-ELM 的算法流程

在 GA 的个体适应度值计算中,引入均方误差判断个体是否非劣,均方误差函数如式(2)所示:

$$\text{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

(2)

式中: $\hat{y}_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个测试集元素的预测输出值; $y_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个测试集元素的实测值; n 为测试集元素的数目。式(2)数值越趋近于 0,表明模型的性能越优,该染色体对应选择的输入权值和隐层阈值相对于 ELM 网络的随机选择来讲更好。

2 本文所提的物理量回归方法步骤

由于大多数的 A/D 值转换物理量回归应用均是典型的单变量输入和单变量输出的非线性映射关系,即输入层节点数和输出层节点数均为 1,故建立的 GA-ELM 网络如图 4 所示,隐层节点数和隐层节点激活函数的选择根据具体的物理量回归问题具体分析。

至此,利用 GA-ELM 网络实现 A/D 值转换物理量回归的具体算法步骤如下:

1) 构建物理量回归问题的训练样本集和测试样本集,并归一化数据。

2) GA-ELM 网络根据训练样本集确定网络拓扑结构,包括隐层节点数和隐层节点激活函数的选取。

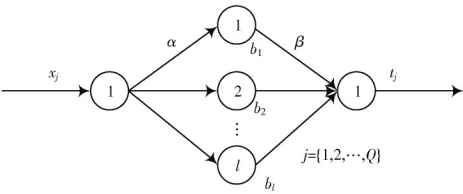


图 4 GA-ELM 网络在 A/D 值物理量回归的网络结构图

3) 网络输入权值和隐层阈值的种群随机初始化编码,并使用式(2)的均方误差函数作为遗传算法寻优的个体适应度函数。

4) 将训练样本集和测试样本集数据均归一化处理后,提供给网络进行训练,并利用 GA 算法进行全局寻优 α 和 b ,当训练到给定的次数或者低于误差限值 ε' ,训练终止,网络模型建立,保存该输入权值 α 、隐层阈值 b 和输出权值 β 。

5) 根据该稳定的 GA-ELM 网络模型实现物理量回归预测应用,其中包括提取统一的数学关系表达式、网络输出数据反归一化获得回归值和实现在线物理量回归校正功能等。

3 实验过程及分析

3.1 实验环境设置

为验证本文所提方法的有效性,以温度 A/D 值转换物理量回归为例,终端节点 UE 使用恩智浦公司的 MKL36Z64 低功耗芯片为核心的金葫芦评估板^[15]。该芯片运行速率为 48 MHz,拥有 64 KB FLASH 和 8 KB SRAM,支持浮点运算,内置精度最高达 16 位的 A/D 转换模块,评估板外接 NTC 热敏电阻 3950K (标称阻值: 10 k Ω @25 $^{\circ}$ C),用板载 3.3 V 电源供电,并串接 10 k Ω 分压电阻后热敏电阻接地,感知环境温度变化,其电路图如图 5 所示。

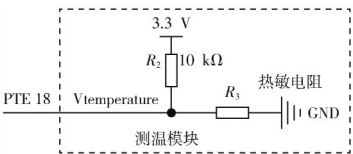


图 5 热敏电阻传感器电路图

测试中,将采样的 A/D 值回归拟合实际的物理温度, A/D 模块使用 16 位采样,共取 20 个采样点并实测 20 个对应的实际温度值形成样本集,如表 1 所示,并将数据统一归一化。为保证实验结果的合理性,均匀分布地选择其中的 15 个样本作为 GA-ELM 训练集,余下的 5 个样本作为 GA-ELM 测试集。

表1 A/D值与实测温度值对应关系

A/D值 (十进制)	实测温 度/℃	A/D值 (十进制)	实测温 度/℃	A/D值 (十进制)	实测温 度/℃
4 283	100	17 988	50.3	35 835	21.2
5 194	93	23 044	40.4	36 590	19.6
6 321	86.1	23 819	38.8	40 632	14.3
8 648	75	25 169	36.8	42 934	10.8
10 504	68.4	28 852	30.9	45 505	7
10 974	66.7	30 845	28.2	50 211	0
13 358	60.2	31 831	26.6		

3.2 实验过程

3.2.1 GA-ELM网络拓扑选择

建立三层的GA-ELM网络,输入层节点数和输出层节点数均为1,隐层节点数根据先验知识初步设定范围为3~15,隐层节点激活函数采用Sigmoid函数:

$$f(x) = 1/(1 + e^{-x}) \tag{3}$$

根据上述训练集样本测试隐层节点数对网络训练效果的影响,在固定学习500次情况下,测试结果如图6和图7所示,分别呈现了随着隐层节点数的变化,均方误差MSE和决定系数 R^2 的变化情况。

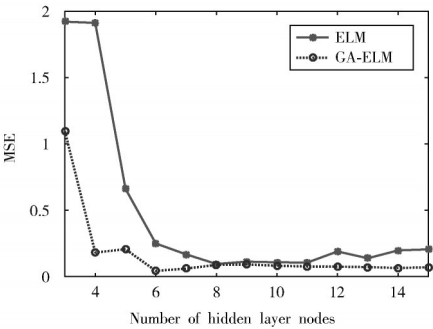


图6 隐层节点数对MSE的影响

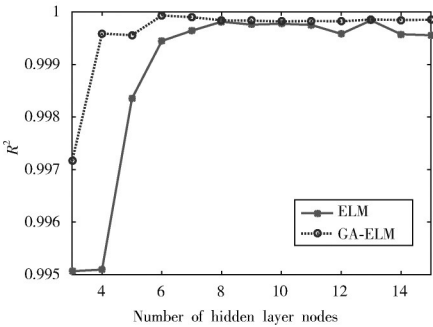


图7 隐层节点数对R^2的影响

测试结果表明,GA-ELM网络能以高的精度用在该温度A/D值转换物理量回归的场景中,且比典型的ELM算法收敛速度更快,稳定性更好。当隐层节点数 l 为6时,GA-ELM网络即达到最小的输出误差波动,此时输入权值 α 的维数为 6×1 ,隐层阈值 b 的维数为 1×6 ,则在GA-ELM网络训练学习中,需由GA算法优化的权值和

阈值总数为12。

3.2.2 GA-ELM网络的训练

GA-ELM网络经样本集和测试集的训练学习后,网络的各层参数如表2所示,由这些参数可以确定该案例的温度传感器A/D值转换物理量回归的ELM网络结构。

表2 GA-ELM网络的各层参数

输入权值 α		隐层阈值 b		输出权值 β	
α_{11}	-0.837 732 16	b_1	0.855 327 468	β_{11}	4 300.637 378
α_{21}	-0.190 615 836	b_2	-0.415 444 77	β_{21}	450 956.273 3
α_{31}	0.847 507 331	b_3	0.822 091 887	β_{31}	-7 311.207 229
α_{41}	-0.388 074 291	b_4	-0.794 721 408	β_{41}	-95 090.939 31
α_{51}	0.251 221 896	b_5	0.476 050 831	β_{51}	-11 060.446 57
α_{61}	-0.227 761 486	b_6	0.079 178 886	β_{61}	-270 943.548 7

3.2.3 GA-ELM网络的物理量回归测试

将学习完成的GA-ELM网络,使用测试集进行验证,此时的均方误差值和决定系数值情况如图8,图9所示。前者将实测温度值和经网络回归的预测值均归一化后对比,此时的均方误差能达到 10^{-6} 数量级,后者将实测温度值和经网络回归的预测值反归一化后对比,决定系数值高度趋近1,具体数值如表3所示,回归输出误差控制在 $[-0.3, 0.3]$ 范围内。

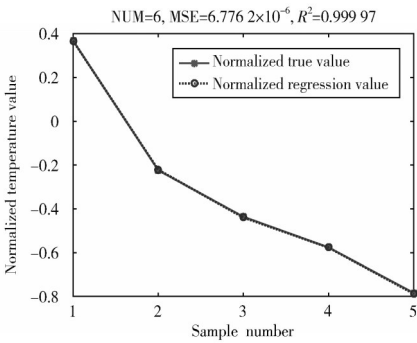


图8 归一化数据的误差情况

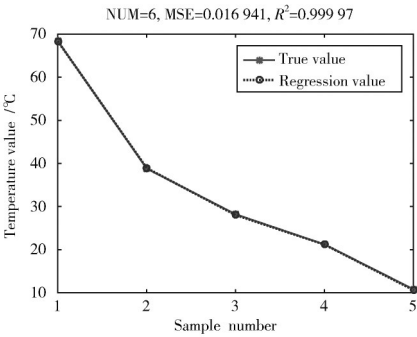


图9 实际温度的误差情况

3.2.4 GA-ELM网络的物理量回归应用

根据训练完成的网络模型,可得优化选择的输入权值 α 、隐层阈值 b 和网络训练所得的输出权值 β 等参数,根据所选择的隐含层激活函数Sigmoid,并由式(1)

可得到其回归表达式:

$$t = \sum_{i=1}^6 \beta_i \operatorname{sig}(\alpha_i x + b_i)$$

(4)

式(4)描述了 GA-ELM 网络获得的温度 A/D 值转换物理量回归案例的非线性映射数学表达,应用其可以实现上位机或终端节点 UE 中完成 A/D 值转换物理量回归,且在终端节点 UE 中,可以将这些网络参数存放在 MCU 的 FLASH 或扩展的存储器中,当 A/D 值需转换物理量时,将获得的 A/D 值归一化后,MCU 可以根据式(4)利用这些网络参数进行物理量回归,得到的网络输出值再反归一化即得预测的温度值,这样即可在资源受限的终端节点 UE 中完成物理量回归。事实上,得益于边缘计算技术和 MCU 技术的发展,一些简单的机器学习方法也可以移植在终端节点的 MCU 中进行处理,将来在 MCU 中的智能运算将会越来越普及。本文在终端节点 UE 的 KL36 芯片的 FLASH 中存储了网络参数,实现温度 16 位 A/D 值采样并按回归表达式(4)进行物理量回归,将回归结果通过 NB-IoT 通信模组入网发送给上位机显示出来,系统测试界面^[16]如图 10 所示。

表 3 A/D 值转换物理量回归测试

测试样本 编号	A/D 样本值 (十进制)	实测温 度 /℃	网络预测值	误差 (四舍五入)
1	10 504	68.4	68.345 726 14	-0.1
2	23 819	38.8	38.918 712 77	0.1
3	30 845	28.2	28.019 366 84	-0.2
4	35 835	21.2	21.174 276 51	0
5	42 934	10.8	10.614 596 10	-0.2

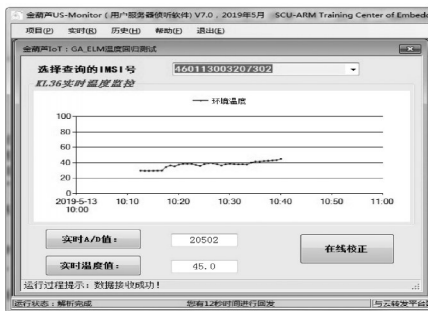


图 10 终端 UE 完成物理量回归测试

此外,为了更加灵活且准确地进行回归,以防感知、采集和回归系统的非线性变化导致物理量回归输出逐渐偏离实际值,本文还设计了相应的在线动态校正方案,以增强系统的动态适应能力和非线性在线校正能力。当发现回归偏离或系统周期性自适应时,根据该功能可以实现基于最近最新历史样本的在线动态校正方案,以提高系统精度和实时性。方案处理步骤如下:

1) 训练样本集更新,将准确的样本通过人机交互系统加入到训练集。

- 2) 根据样本数量阈值、样本偏差或系统运行周期,上位机中 GA-ELM 网络自学习。
- 3) 保存最新的权值、阈值等参数。
- 4) 利用最新参数在上位机或将最新参数写入终端节点 MCU 的 FLASH 中,以便进行新参数的物理量回归。

3.2.5 A/D 值物理量回归算法对比

传统的 A/D 值物理量回归方法中,公式法通常是基于传感器阻值随外界模拟量变化而变化的内在关系,由厂家给出固定公式,可直接通过 A/D 值按公式计算得到物理量。查表法则是在公式法的基础上,按一定间隔分布给出每单位温度值分布对应的 A/D 值的有序表,以便用户通过 A/D 值查表找到对应的物理量。最小二乘法利用最小化误差的平方和寻找最逼近的拟合曲线。三次样条插值法在回归拟合曲线时,使用样条插值的方法形成光滑的曲线进行逼近而实现物理量回归。表 4 列出了常用的物理量回归方法与本文的基于 GA-ELM 网络物理量回归方法的性能对比,测试平台为 PC 机,OS:WIN7,CPU: AMD A6-3420M(1.5 GHz),RAM:8 GB。各物理量回归方法的回归拟合曲线对比如图 11 所示。

表 4 各物理量回归方法的性能对比

回归方法	MSE	R^2	运行时间 /s
公式法	7.631 2e-3	0.946 5	0.056
最小二乘法	3.644 53e-3	0.972 7	0.552
三次样条插值	9.559 6e-4	0.999 3	0.638
GA-ELM 网络	6.776 62e-6	0.999 7	0.784

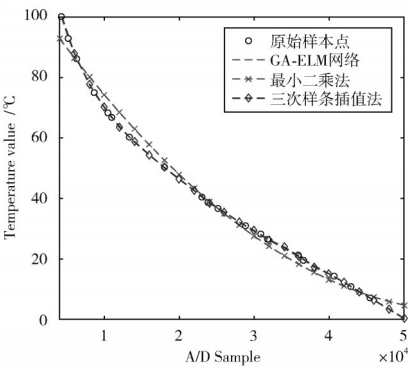


图 11 各物理量回归方法的回归拟合曲线对比

3.3 结果分析

从图 8,图 9 测试结果可以看出,GA-ELM 网络的回归精确度极高,特别是测试数据的真实值和网络回归的输出值之间的比较,相关系数值高度趋近于 1,均方误差值低于 0.02,表 3 数据对比看出实际误差能控制在 [-0.3,0.3] 范围内,符合温度表示要求。

从表 4 和图 11 对比可以看出:公式法基于固定公式计算,其回归运行速度极快,回归值固定,但无法表达物理量回归过程中可能存在的非线性变化,因而灵活性不够、

精度容易受影响;最小二乘法针对所有的样本点最小化误差的平方和,所拟合曲线在诸多地方和实测值相差较大;三次样条插值法的逼近曲线相对最小二乘法较好;但相对于最小二乘法和三次样条插值法所得的逼近曲线,本文所提的基于GA-ELM网络的物理量回归拟合曲线更贴近于原始样本点,效果最好,耗时更长在于其学习过程。

ELM网络属于机器学习算法的一种,其简单的层级结构和精确的高维映射,使其在回归拟合问题中更能表达复杂问题之间的内在关系,尤其还具有强大的动态自学习调整能力,当外界环境变化引起非线性变化,ELM网络可动态学习并进一步调整,且能极快收敛网络,故而基于优化ELM网络的物理量回归方法更加适合A/D值转换物理量回归应用。当然,从运算复杂度来看,ELM网络的运算量要大于最小二乘法和插值法,但其实现了牺牲时间开销来换得回归精度的提升,甚至可以实现各种A/D值转换物理量回归方法的统一,值得进一步的挖掘与应用。

4 结 语

将机器学习方法应用在A/D值转换物理量回归应用中,越来越受到关注,本文将ELM网络作为回归器引入到该应用中。分析了ELM网络自身的缺陷,提出了利用遗传算法优化网络初始参数,以提升ELM网络的泛化能力、输出精度和收敛速度,通过实验和应用可看出,依托GA-ELM回归器的非线性映射能力和动态自适应学习能力,可以有效地提升A/D值转换物理量回归的精度,能增强回归的动态自适应能力和在线校正能力,能有效解决回归中的非线性变化问题。同时,由于该网络的训练学习只与输入的训练样本有关,与硬件设备、应用类型均无关,在各种A/D值转换物理量回归的应用场景中,均可提取出统一的数学表达模型,因此,由该网络建立的A/D值转换物理量回归方法和动态在线校正模型可应用于各种物联网系统及其不同的处理阶段,具有广泛的适用性。

参 考 文 献

- [1] 曹金华,贺黎潇,王宜怀,等.基于KL25的AD转换动态在线校正技术[J].实验室研究与探索,2013,32(10):249-252.
- [2] 墨蒙,赵龙章,龚媛雯,等.基于遗传算法优化的BP神经网络研究应用[J].现代电子技术,2018,41(9):41-44.
- [3] HUANG Guangbin, WANG Dianhui, LAN Yuan. Extreme learning machines: a survey [J]. International journal of machine learning and cybernetics, 2011, 2(2): 107-122.
- [4] PENG Xiangang, ZHENG Weiqin, ZHANG Dan, et al. A novel probabilistic wind speed forecasting based on combination of the adaptive ensemble of on-line sequential ORELM (outlier robust extreme learning machine) and TVMCF (time-varying mixture copula function) [J]. Energy conversion and management, 2017, 138: 587-602.
- [5] DASH Y, MISHRA S K, PANIGRAHI B K. Predictability assessment of northeast monsoon rainfall in India using sea surface temperature anomaly through statistical and machine learning techniques [EB/OL]. [2018-09-19] <https://doi.org/10.1002/env.2533>.
- [6] LI Lingling, SUN Jin, TSENG M L, et al. Extreme learning machine optimized by whale optimization algorithm using insulated gate bipolar transistor module aging degree evaluation [J]. Expert systems with applications, 2019, 127: 58-67.
- [7] LIU Yanxia, FANG Jianjun, SHI Gang. Calibration of magnetic compass using an improved extreme learning machine based on reverse tuning [J]. Sensor review, 2019, 39(1): 121-128.
- [8] KOKKINOS Y, MARGARITIS K G. Big data regression with parallel enhanced and convex incremental extreme learning machines [J]. Computational intelligence, 2018, 34(3): 875-894.
- [9] XU Sheng, OU Yongsheng, DUAN Jianghua, et al. Robot trajectory tracking control using learning from demonstration method [J]. Neurocomputing, 2019, 338: 249-261.
- [10] HUANG Guangbin, CHEN Lei. Convex incremental extreme learning machine [J]. Neurocomputing, 2007, 70(16/18): 3056-3062.
- [11] HUANG Guangbin, ZHOU Hongming, DING Xiaojian, et al. Extreme learning machine for regression and multiclass classification [J]. IEEE transactions on systems, man & cybernetics, 2012, 42(2): 513-529.
- [12] 邵良杉,兰亭洋,李臣浩.基于改进花朵授粉算法的极限学习机模型[J].计算机工程,2019,45(12):281-288.
- [13] 赵坤,覃锡忠,贾振红,等.基于CS算法改进ELM的时间序列预测[J].计算机工程与设计,2018,39(8):2649-2653.
- [14] 李婉华,陈羽中,郭昆,等.基于改进粒子群优化的并行极限学习机[J].模式识别与人工智能,2016,29(9):840-849.
- [15] 王宜怀,张建,刘辉,等.窄带物联网NB-IoT应用开发共性技术[M].北京:电子工业出版社,2019:38-39.
- [16] 吴薇,王宜怀,黄鑫,等.基于NB-IoT和微信小程序的远程移动实时温湿度监控系统的设计[J].吉林师范大学学报(自然科学版),2018,39(4):68-74.

作者简介:王 平(1981—),男,四川泸州人,硕士,高级工程师,主要研究领域为嵌入式系统、图像处理。

王宜怀(1962—),男,江苏苏州人,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为嵌入式系统、人工神经网络。

刘长勇(1974—),男,福建建瓯人,硕士,副教授,主要研究领域为嵌入式系统、数字认知学习。

彭 涛(1988—),男,湖北黄石人,在读博士研究生,主要研究领域为图像分割。