

Temperature Compensation of Sensor Based on CMPSO-LSSVM*

ZHANG Chaolong*, JIANG Julang, LI Yanmei, CHEN Shijun, ZHA Changli, WANG Chenlin

(School of Physics and Electrical Engineering, Anqing Normal University, Anqing Anhui 246011, China)

Abstract: The precision of sensor is affected greatly by temperature, and a new method is put forward for sensor temperature compensation based on Cloud Model Particle Swarm Optimization-Least Square Support Vector Machine (CMPSO-LSSVM). Cloud model particle swarm optimization (CMPSO) algorithm is proposed when cloud model algorithm was introduced into the convergence process of PSO algorithm. The simulations prove the CMPSO has better optimization performance than the other main PSOs. The CMPSO searches parameters for LSSVM and established the temperature compensation model of vibrating-wire sensor. This method improves the temperature stability and its accuracy is more better than the other main methods, which has been proved through experiments.

Key words: cloud model; PSO; LSSVM; temperature compensation

EEACC: 7230

doi:10.3969/j.issn.1004-1699.2012.04.011

基于云粒子群-最小二乘支持向量机的传感器温度补偿*

张朝龙*, 江巨浪, 李彦梅, 陈世军, 查长礼, 王陈宁

(安庆师范学院物理与电气工程学院, 安徽 安庆 246011)

摘要: 针对传感器的测量精度受温度影响较大问题, 提出了一种基于云粒子群-最小二乘支持向量机 (CMPSO-LSSVM) 的温度补偿方法。云粒子群算法 (CMPSO) 将云模型算法应用于粒子群优化 (PSO) 算法的收敛机制, 具有寻优精度高的特点。CMPSO 算法对 LSSVM 的参数进行优化选择, 建立 CMPSO-LSSVM 传感器温度补偿模型。将该模型应用于振弦式传感器的温度补偿, 通过实验证明了该温度补偿方法优于当前其他主要方法。

关键词: 云模型; 粒子群优化; 最小二乘支持向量机; 温度补偿

中图分类号: TP212

文献标识码: A

文章编号: 1004-1699(2012)04-0472-06

传感器在工业检测过程中不仅受目标参量影响, 也受其他非目标参量, 尤其是温度的影响。为降低温度对检测目标参量的影响, 需要对传感器的检测结果进行温度补偿^[1], 即对被测目标参量的检测值和当前温度测量值智能处理, 得到检测目标参量的精确值。

温度补偿方法的研究是传感器温度补偿的核心问题, 典型的温度补偿方法有回归分析^[2]、神经网络^[3]等, 回归分析法需要建立多维回归方程, 通过大规模的矩阵方程求解; 神经网络如 BP 神经网络, 该算法过拟合现象严重, 泛化能力差。支持向量机 SVM (Support Vector Machine) 在用于回归估计时有较好的泛化能力, 已经被应用于传感器的温度补偿^[4]。最小二乘向量机 LSSVM (Least Square Support Vector

Machine) 是 SVM 中的一种, 比 SVM 有着更快的运行速度, 在传感器温度补偿方面有着良好的应用^[5], LSSVM 在回归分析时必须对惩罚因子 c 和核函数参数 σ 设置准确的数值, 若使用网格搜索, 则耗时且精度不高。粒子群优化^[6] PSO (Particle Swarm Optimization) 算法被引入到 LSSVM 的参数选择^[7], 但基本 PSO 算法被证明在优化过程中存在早熟收敛、易陷入局部最优的问题。已有研究成果表明将其他优化算法与 PSO 算法混合, 如将 PSO 算法与单纯形法^[8]、混沌遍历^[9]和量子计算^[10]等融合, 利用优化算法的全局寻优能力跳出局部最优, 以及利用优化算法的局部求精能力提高搜索精度, 对 PSO 算法的寻优性能有较明显的改善效果。因此选择合适的优化算法与 PSO 算法融合, 通过合理有效的机制完成进化过程,

项目来源: 安徽省自然科学基金项目 (090412065); 安庆师范学院青年科研基金项目 (KJ201104); 安徽高校省级优秀青年人才基金项目 (2012SQRL112)

收稿日期: 2011-11-01 修改日期: 2012-01-03

可提高 PSO 算法的寻优能力。

云模型是一种用语言值表示的定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型^[11],在知识表达时具有不确定中带有确定性、稳定之中又有变化的特点,体现了自然界物种进化的基本原理。本文将云模型算法^[12]应用于基本 PSO 算法,提出云粒子群算法,通过判定全局最优位置的更新状况动态调整正态云算子的参数,控制粒子进化的范围和精度,通过仿真实验的测试,验证该算法优于当前其它 PSO 算法。将云粒子群算法应用于 LSSVM 的惩罚因子 c 和核函数参数 σ 的优化选择,建立传感器温度补偿模型,并将该传感器温度补偿模型应用于振弦式传感器的温度补偿,通过实验证明了该方法的有效性和先进性。

1 LSSVM

支持向量机(SVM)是基于统计学习理论和结构风险最小化原则的机器学习方法,将输入空间的样本通过非线性变换到高维特征空间,在特征空间中,求样本线性分开的最优分类面。LSSVM 相对于 SVM 在优化目标中选取了不同的损失函数和约束条件,标准 SVM 选取误差 ξ_i 和不等式约束,LSSVM 则选取误差 ξ_i 的二范数和等式约束。LSSVM 利用如下形式的函数对未知函数进行估计:

$$y(x) = w^T \phi(x) + b \quad (1)$$

其中: $x \in R^n, y \in R$, 非线性函数 $\phi(\cdot)$ 将输入空间映射到高维特征空间。给定训练集 $\{x_k, y_k\}_{k=1}^N$, LSSVM 定义如下优化问题:

$$\min_{w, b, \xi} J(w, \xi) = \frac{1}{2} w^T w + c \sum_{i=1}^N \xi_i^2 \quad (2)$$

$$\text{Subject to: } y_i = w^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (3)$$

相应的拉格朗日函数为

$$L = J - \sum_{i=1}^N a_i [w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (i=1, 2, \dots, N) \quad (4)$$

其中 a_i 称为拉格朗日乘子。据优化条件,对 w, b, ξ, a 求偏导数,并令其为 0, 得式(5):

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^N a_i \varphi(x_i) \\ \sum_{i=1}^N a_i = 0 \\ a_i = c \xi_i \\ w^T \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \end{cases} \quad (5)$$

定义核函数 $k(x_k, y_k) = \phi(x_k) \phi(y_k)$, 那么优化问题

可以转化为求解线性方程(6):

$$\begin{pmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & k(x_1, x_1) + 1/c & \cdots & k(x_1, x_N) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ 1 & k(x_N, x_1) & \cdots & k(x_N, x_N) + 1/c \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_N \end{pmatrix} \quad (6)$$

最后,得到非线性模型:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N a_i k(x, x_i) + b \quad (7)$$

选用 RBF 函数作为核函数,即

$$k(x_k, y_k) = \exp\left(\frac{-\|x_k - y_k\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

此时,需要确定的参数有惩罚因子 c 和核函数参数 σ , 常用进化算法进行寻优选择。

2 CMPSO 算法及其仿真验证

2.1 PSO 算法

PSO 算法源于对鸟类的觅食行为的模拟,通过鸟群的集体协作使群体达到最优。标准 PSO 算法初始化产生一群粒子,每个粒子以一定的速度在 n 维空间里飞行,飞行速度由个体的飞行经历和群体的飞行经历动态调整。 $X_i = (X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in})$ 是粒子 i 当前的位置, $V_i = (V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in})$ 是粒子 i 当前的速度, $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in})$ 是粒子 i 所经历过的最好位置,在这个位置粒子 i 拥有最优适应度。设 $f(x)$ 为最小化的目标函数,则粒子 i 的最好位置由下决定:

$$P_i = \begin{cases} P_i & f(P_i) < f(X_i(t+1)) \\ X_i(t+1) & f(P_i) \geq f(X_i(t+1)) \end{cases} \quad (9)$$

所有粒子所经过的位置中最好的位置称为全局最好位置,记为 $P_g(t)$ 。即

$$P_g(t) = \operatorname{argmin}\{f(P_i) \mid i=1, 2, \dots, S\} \quad (10)$$

PSO 算法的进化方程为:

$$\begin{cases} V_i(t+1) = wV_i(t) + c_1 r_1 (P_i - X_i(t)) + c_2 r_2 (P_g - X_i(t)) \\ X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \end{cases} \quad (11)$$

其中 $i=1, 2, \dots, S, S$ 为种群规模; c_1, c_2 为加速因子; $r_1, r_2 \in [0, 1]$ 均匀分布的随机数, w 为惯性权重, w 较大时,全局寻优能力较强, w 较小时,局部求精能力较强。一般设定 w 随着进化的进行的线性下降,取值范围为 $[0.4, 0.95]$ 。 w 与进化代数 t 的关系可以定义为:

$$w = 0.95 - \frac{t}{t_{\max}} \cdot 0.55 \quad (12)$$

2.2 云模型算法

云模型^[11]是一种用语言值表示的定性概念与其定量表示之间的不确定性转换模型,在知识表达时具有不确定中带有确定性、稳定之中又有变化的特点,体现了自然界物种进化的基本原理。

设 U 是一个用数值表示的定量论域, C 是 U 上的定性概念,若定量值 x 属于 U 是定性概念 C 的一次随机实现, x 对 C 的确定度是有稳定倾向的随机数,则 x 在论域 U 上的分布称为云,记为云 $C(x)$,每一个 x 称为一个云滴。正态云模型是一个遵循正态分布规律的具有稳定倾向的随机数集,由期望值 Ex 、熵 En 、超熵 He 来表示。

一维正态云算子 $Ar^{Forward}(C(Ex, En, He))$ 是一个把定性概念的整体特征变换为定量表示的映射 $\pi: C \rightarrow \Pi$, 满足下列条件:

$$\theta = \{t_i | \text{Norm}(En, He) \text{ 的一次实现}, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (13)$$

$$X = \{x_i | x_i \text{ 为 } \text{Norm}(Ex, t_i) \text{ 的一次实现}, t_i \in \theta, i = 1, 2, \dots, n\} \quad (14)$$

$$\Pi = \{(x_i, y_i) | x_i \in X, t_i \in \theta, y_i = e^{-(x_i - Ex)^2 / (2t_i^2)}\} \quad (15)$$

利用正态云算子,可把定性概念 $C(Ex, En, He)$ 转变为数值表示的云滴集合,实现概念空间到数值空间的转换。

云模型算法^[12]:对于云模型 $C(Ex, En, He)$, Ex 可以代表父代个体遗传的优良特征,是子代对父代的继承; En 称为进化熵,代表子代变异的大概范围; He 称为进化超熵,表征进化的稳定性, He 越大则不确定性越大。用正态云算子可以完成概念空间到数值空间的转换,在云模型参数的控制下产生子代种群,完成遗传操作。

2.3 CMPSO 算法描述

本文在之前研究成果的基础上,提出基于云模型的粒子群优化 CMPSO (Cloud Model Particle Swarm Optimization) 算法,即云粒子群算法。该算法中首先初始化 S 个粒子的位置和速度,应用基本 PSO 算法迭代进化,并在每次基本 PSO 算法迭代后应用云模型算法进行 M 次优化。

定义 1 最优个体 所有粒子中适应度值最佳的粒子称为最优个体,最优个体的值即为当前全局最优位置。

定义 2 寻优过程 运用基本 PSO 算法或云模型算法完成一次新粒子群的产生过程。

云模型算法优化的方法是首先从所有 S 个粒子中选择适应度值最优的 N 个粒子作为父代,并选出父代中最优个体。在云模型参数 (Ex, En, He) 控制

下产生 S 个新粒子,通过适应度值排序得到子代 S 个粒子中最优个体,当子代最优个体适应度小于父代最优个体的适应度时,进行全局最优位置的更新。

应用云模型算法的优化时,需要判断上次基本 PSO 算法或云模型算法的寻优过程中全局最优位置是否更新,当全局最优位置更新时,说明算法可能找到了新的极值邻域,或更加逼近了老的极值邻域,则降低进化范围和增加稳定性,即降低 En 和 He (同时除以 K),完成局部求精工作;当全局最优位置未更新时,说明当前算法可能陷入局部最优,为跳出该局部最优,则扩大进化范围和增加随机性,即提高 En 和 He (同时乘以 L),完成全局寻优工作。算法流程如图 1 所示。

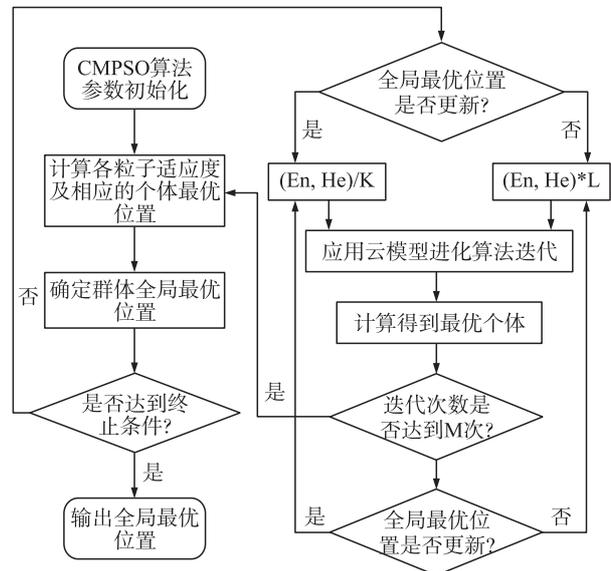


图 1 CMPSO 算法流程图

2.4 CMPSO 算法性能测试

为测试 CMPSO 算法的性能,将其与单纯形法优化的 PSO 算法 SPSO、混沌遍历优化的 PSO 算法 CPSO 以及量子计算优化的 PSO 算法 QPSO 作对比测试,分别使用 3 种典型的测试函数^[13] Ackley 函数、Sphere 函数和 Griewank 函数作为适应度函数进行测试。为避免算法性能受初始种群位置的影响, Ackley 函数和 Sphere 函数和选取不对称形搜索空间, Griewank 函数选取对称形搜索空间。典型测试函数维数和搜索范围如表 1 所示。

表 1 测试函数

函数	维数	范围
Ackley	30	[-32, 64]
Sphere	30	[-50, 100]
Griewank	50	[-600, 600]

各 PSO 算法最大进化代数 1000 代,种群规

模均为40, c_1 和 c_2 等于2。SPSO、CPSO 和 CMPSO 在 PSO 算法每次迭代后分别应用相关算法优化10次, N 设置为10, En 和 He 分别设置初始值为0.5和0.1, K 设置为10, L 设置为 $\sqrt{10}$, QPSO 的学习系数取值方法为从0.8线性下降到0.3。为避免实验中偶然性现象,现将4种算法针对这3个函数同时进行了50次实验。图2、图3和图4是这4种算法的适应度与进化代数寻优性能比较曲线图,纵坐标为适应度,横坐标为进化代数。表2是这4种算法在50次实验次数中取得的适应度平均值和最优值。

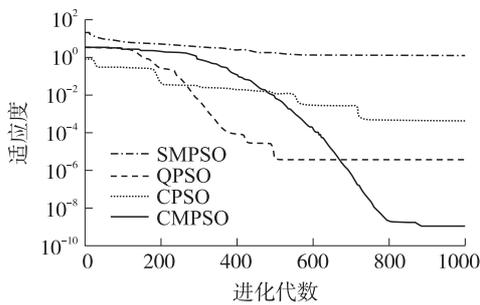


图2 Ackley 函数适应度-进化代数曲线对比图

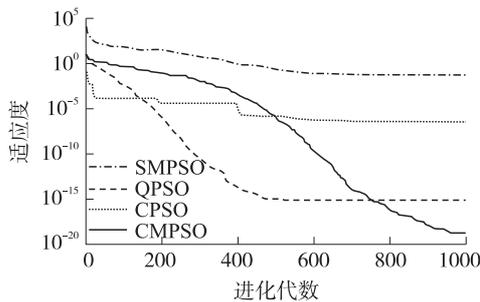


图3 Sphere 函数适应度-进化代数曲线对比图

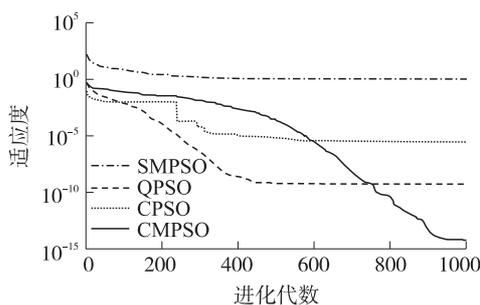


图4 Griewank 函数适应度-进化代数曲线对比图

从图2、图3和图4可以得出:对于3种典型的测试函数,CMPSO 算法寻优结果均优于其他3种PSO 算法,在整个进化过程表现出了较强的全局寻优能力以及局部求精能力,可以认为CMPSO 算法寻优连续性较好。

从表2可以得出:CMPSO 对这3个函数进化得到的适应度优于SMPSO、QPSO 和CPSO,实验得到的适应度平均值、最优值在4种算法中都是最低,寻优效果最佳。

表2 适应度比较表

函数	算法	平均值	最优值
Ackley	SMPSO	1.242 9	0.714 3
	QPSO	3.486 5e-06	2.019 4e-07
	CPSO	2.201 3e-04	1.010 9e-06
	CMPSO	9.214 0e-10	4.227 6e-11
Sphere	SMPSO	0.101 3	0.034 8
	QPSO	3.627 4e-15	1.016 7e-16
	CPSO	2.407 9e-07	7.569 1e-10
	CMPSO	1.240 6e-19	1.010 9e-20
Griewank	SMPSO	1.020 3	0.243 1
	QPSO	5.201 8e-10	8.216 9e-11
	CPSO	3.368 4e-06	3.612 2e-09
	CMPSO	5.633 4e-15	4.553 8e-16

3 振弦式传感器的温度补偿实验

振弦式传感器是基于刚弦频率随着钢丝张力变化而变化的原理工作的,结构简单,长期稳定性好,以频率信号为输出值,便于长距离传输,在水利、铁路、建筑和冶金等行业广泛应用于应力、变形、液位与温度等参量的测量。温度对振弦式传感器的载荷测量精度有较大的影响,因此必须对其进行温度补偿。

振弦式传感器固有频率的计算公式为:

$$f_0 = \frac{1}{2l} \sqrt{\frac{F}{\rho}} \quad (16)$$

其中 l 为振弦长度, ρ 为振弦材料的体密度。设振弦初始应力为 F_0 , 受外载荷 P 作用后应力为 F , 输出频率为 f , 则外载荷的计算公式为:

$$P = F - F_0 = 4l^2 \rho (f^2 - f_0^2) \quad (17)$$

因此,只需要测量输出频率 f , 便可根据式(17)推算出载荷值,该数值受温度的影响较大,需要温度补偿。

3.1 温度补偿原理

为补偿温度的影响,达到载荷精确测量的目的,建立CMPSO-LSSVM 温度补偿模型,通过该模型对检测数据进行处理,输出对被测载荷 P 的估计值。温度补偿原理如图5所示。

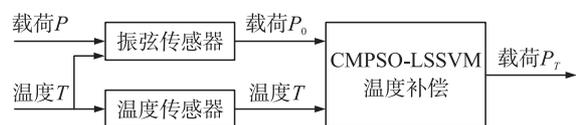


图5 振弦式传感器温度补偿原理

从图5可以得出,振弦式传感器的输出 P_0 受载荷 P 和温度 T 的影响,即输出 $P_0=f(P,T)$ 。振弦式传感器的测量值载荷 P_0 与温度传感器的测量值温度 T 是CMPSO-LSSVM的输入。数据分为训练样本集和测试样本集,CMPSO-LSSVM模型通过对训练样本集的学习,在载荷 P_0 、温度 T 与实际载荷 P 之间建立一种非线性映射,通过CMPSO算法的优化可使该映射达到较高的精度,即CMPSO-LSSVM模型输出载荷 P_T 较好的逼近真实载荷 P 。

3.2 温度补偿步骤

CMPSO算法在进化中使用式(18)中 J 函数作为适应度评价函数。

$$\left\{ \begin{array}{l} J = a \times \text{RMSE} + b \times \text{MAPE} \\ \text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^S [P'(i) - P(i)]^2}{S}} \\ \text{MAPE} = \frac{\sum_{i=1}^S |P'(i) - P(i)|}{S} \times 100\% \end{array} \right. \quad (18)$$

其中RMSE为均方根误差,MAPE为平均绝对百分比误差, a 和 b 是权重系数,在本实验中取值均为1。 S 为训练样本的数量, $P'(i)$ 为第 i 个样本经CMPSO-LSSVM计算得到的载荷值, $P(i)$ 为第 i 个样本真实载荷值。

基于CMPSO-LSSVM的振弦式传感器温度补偿步骤如下:

Step 1 标定传感器,构造训练样本集和测试样本集。

Step 2 CMPSO算法参数初始化,根据设定的适应度函数,计算每个粒子的适应度,确定适应度值最优的 N 个粒子和最优个体。

Step 3 应用云模型算法以适应度值最优的 N 个粒子为父代产生下一代新粒子群,判定最优个体是否更新。

Step 4 根据进化结果动态调整云模型参数。

Step 5 达到终止条件时,将全局最优位置映射为惩罚因子 c 和核参数 σ ,并以此作为优化结果,建立模型。

Step 6 输出温度补偿后载荷的数值。

3.3 实验数据处理

以Geokon 4500S-50型振弦式传感器为实验对象,在八组温度点下进行了数据采集实验^[3],实验原始数据如表3所示, P_0 为振弦式传感器载荷的测量值, P 为真实值,单位是kN。

表3 实验原始数据

14.1℃		18.4℃		25.3℃		30.1℃	
P_0	P	P_0	P	P_0	P	P_0	P
54.8	45.2	97.7	83.0	75.9	64.1	67.1	52.0
79.5	66.3	128.3	114.5	101.5	85.6	92.5	77.0
111.6	100.0	151.9	143.1	126.6	111.0	125.8	112.4
140.3	128.5	182.3	164.5	161.1	144.0	158.1	141.7
170.5	156.8	217.0	200.2	192.2	176.9	195.8	176.4
208.6	190.7	225.0	210.4	220.9	204.0	213.6	194.7
35.3℃		40.1℃		45.1℃		50℃	
P_0	P	P_0	P	P_0	P	P_0	P
60.5	42.02	47.6	34.52	54.6	39.35	64.1	50.29
87.6	72.83	75.4	64.60	105.4	87.04	93.0	75.13
116.7	101.20	118.1	100.00	140.5	123.50	118.3	98.76
160.7	145.00	138.2	122.90	169.9	151.80	158.1	138.10
191.3	172.50	166.9	146.50	205.6	183.60	190.0	168.72
219.3	201.70	221.7	200.20	227.1	206.00	226.2	206.20

将 $T = \{14.1℃, 18.4℃, 25.3℃, 30.1℃, 35.3℃, 40.1℃, 50℃\}$ 组的数据作为训练样本集, $T = \{45.1℃\}$ 的数据作为测试样本集。为了使采集数据的统一,消除各个输入参数量纲不同对计算造成的影响,便于多个特征的融合,对所有数据进行归一化处理,根据式(19),所有数据将归一到 $[0.05, 0.95]$ 区间。

$$\left\{ \begin{array}{l} P_0^* = 0.9(P_0 - P_{0\min}) / (P_{0\max} - P_{0\min}) + 0.05 \\ T^* = 0.9(T - T_{\min}) / (T_{\max} - T_{\min}) + 0.05 \\ P^* = 0.9(P - P_{\min}) / (P_{\max} - P_{\min}) + 0.05 \end{array} \right. \quad (19)$$

其中 $P_{0\max}$ 和 $P_{0\min}$ 是振弦式传感器载荷检测值的最大值与最小值。 T_{\max} 和 T_{\min} 为温度传感器温度检测值的最大值与最小值。 P_{\max} 和 P_{\min} 为载荷真实值的最大值与最小值。 P^* 、 T^* 和 P_0^* 为归一化后的数据。

3.4 实验结果与分析

为验证CMPSO-LSSVM的性能,将其与PSO算法对LSSVM参数进行优化选择建立的模型PSO-LSSVM以及BP神经网络进行对比实验。其中设置CMPSO算法的进化代数 G 为100,种群规模为40, N 取值为10, L 的值为10, K 取 $\sqrt{10}$, c_1 和 c_2 等于2;PSO算法进化代数 G 为100,种群规模为40, c_1 和 c_2 等于2;BP神经网络隐层神经元个数为15,隐层传递函数采用S型正切函数tansig,输出层传递函数采用线性函数purelin,训练函数为trainlm,最大训练次数为1000次。

为定量的对比温度补偿的效果,应用相对误差 E_r 衡量:

$$E_r = \frac{\Delta X}{X} \times 100\% \quad (20)$$

其中 ΔX 为绝对误差, X 为真实值。

表4 温度补偿结果

编号	真值	CMPSO-LSSVM	PSO-LSSVM	BP
1	39.35	39.48	39.67	39.90
2	87.04	87.60	87.98	85.91
3	123.5	122.31	123.99	126.40
4	151.8	151.63	150.75	151.06
5	183.6	183.94	184.62	188.53
6	206	206.59	204.78	202.54

根据表4 温度补偿结果,可知,经过3种方法的温度补偿,相对于补偿前的表3,均有较好的补偿效果,证明3种方法均为有效的。其中,应用CMPSO-LSSVM模型进行温度补偿的方法相对误差最大值只有0.64%,远远小于PSO-LSSVM的1.07%和BP神经网络的2.69%。由此可见,温度对传感器输出的影响已经大幅降低,达到较为理想的温度补偿的效果。

由于应用CMPSO-LSSVM模型进行数据补偿的方法具有一定的通用性,在获得足够实验数据的前提下,可将该方法应用于其他类型的传感器的温度补偿。

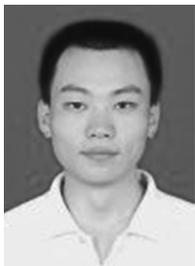
4 结论

提出了一种将云模型算法应用于PSO算法的改进,将改进后的算法应用于LSSVM的参数选择,建立温度补偿模型的方法,应用该方法对振弦式传感器进行温度补偿,相比PSO优化LSSVM、BP神经

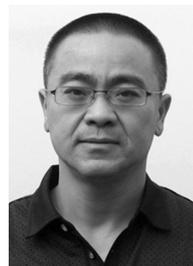
网络等常用方法,该方法的温度补偿效果更好,对载荷的检测较为精确。选择优秀的进化算法建立温度补偿模型,可行之有效地提高传感器的测量精度,为今后的传感器温度补偿研究提供了新的思路。

参考文献:

- [1] 张小俊,张明路,李小慧. 基于RBF神经网络的电化学CO气体传感器的温度补偿[J]. 传感技术学报,2009,22(1):11-14.
- [2] 张鹏飞,龙兴武,汤建勋,等. 机抖激光陀螺的零偏的实时温度补偿方法研究[J]. 传感技术学报,2007,20(6):1279-1282.
- [3] 吴康雄,刘杨. 基于LMBP神经网络的振弦式传感器温度补偿[J]. 机床与液压,2009,37(7):151-153.
- [4] 张好,谢永华,穆丽新,等. 基于支持向量机的电容式传感器温度补偿研究[J]. 传感器与微系统,2009,28(6):40-42.
- [5] 梁伟锋,汪晓东,梁萍儿. 基于最小二乘支持向量机的压力传感器温度补偿[J]. 仪器仪表学报,2007,28(12):2235-2238.
- [6] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization[C]//Proc of the IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995:1942-1948.
- [7] 张朝龙,江巨浪,江善和. 基于改进PSO算法的LSSVM入侵检测模型[J]. 电子技术应用,2010,36(10):132-135.
- [8] 陈国初,俞金寿. 单纯形微粒群优化算法及其应用[J]. 系统仿真学报,2006,18(4):862-865.
- [9] XU Yin-feng, LUO Ri-cheng, YI Sheng, et al. Chaotic Particle Swarm Optimization for Assembly Sequence Planning[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2010,26(2):212-222.
- [10] 方伟,孙俊,谢振平,等. 量子粒子群优化算法的收敛性分析及控制参数研究[J]. 物理学报,2010,59(6):3686-3694.
- [11] 李德毅,孟海军,史学梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展,1995,32(6):15-20.
- [12] 张光卫,何锐,刘禹,等. 基于云模型的进化算法[J]. 计算机学报,2008,31(7):1082-1090.
- [13] Clerc M, Kennedy J. The Particle Swarm: Explosion, Stability, and Convergence in Multi-Dimension Complex Space [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002,16(1):58-73.



张朝龙(1982-),男,安徽明光人,讲师,硕士,主要研究领域为智能算法及其应用,zhangcl@aqtc.edu.cn;



江巨浪(1967-),男,教授,硕士生导师,博士,主要研究领域为计算机仿真算法。