

基于 HHO 算法的铠装热电偶动态补偿方法研究

王志超¹ 张志杰¹ 李岩峰² 张秋宁¹

(1. 中北大学仪器科学与动态测试教育部重点实验室 太原 030051; 2. 北华航天工业学院 廊坊 065000)

摘要: 由于铠装热电偶的时间常数较长、动态特性差,在动态测试中会产生动态误差,往往不能满足实际测量需求。提出一种基于哈里斯鹰优化算法(Harris hawk optimization, HHO)的动态补偿模型设计方法,使用该补偿模型,改善了铠装热电偶的动态特性。采用基于高温检定炉的实验系统得到铠装热电偶的动态标定实验数据,同时使用 HHO 算法优化选取动态补偿模型的参数,完成动态补偿模型设计。实验表明:通过此试验系统及方法可将铠装热电偶的时间常数从 37.33 s 减小到 1.91 s。在某些特定工作环境下,可使用此方法改善热电偶传感器的动态特性,延长其使用寿命,降低成本。

关键词: 哈里斯鹰优化算法; 铠装热电偶; 动态补偿; 动态误差

中图分类号: TH811 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 470.20

Research on the dynamic compensation method of armored thermocouple based on HHO algorithm

Wang Zhichao¹ Zhang Zhijie¹ Li Yanfeng² Zhang Qiuning¹

(1. Key Laboratory of Instrumentation Science & Dynamic Measurement of Ministry of Education, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. School of Electronics and Control Engineering, North China Institute of Aerospace Engineering, Langfang 065000, China)

Abstract: Due to the long time constants and poor dynamic characteristics of armored thermocouples, dynamic errors occur in dynamic tests, which often do not meet the actual measurement requirements. A dynamic compensation model design method based on Harris hawk optimization algorithm (HHO) is proposed, and using this compensation model, the dynamic characteristics of the armored thermocouple are improved. The dynamic calibration experimental data of the armored thermocouple is obtained by using the experimental system based on the high-temperature calibration furnace, and the parameters of the dynamic compensation model are optimally selected using the HHO to complete the model design. The experiments show that the time constant of armored thermocouple can be reduced from 37.33 s to 1.91 s by this test system and method, which can be used to improve the dynamic characteristics of thermocouple sensor, extend its service life and reduce the cost in some specific working environment.

Keywords: Harris hawk optimization algorithm; armored thermocouple; dynamic compensation; dynamic error

0 引言

在现代军工、汽车、化工和火力发电等领域中,能准确获取快速变化的温度信息十分重要,这对温度传感器的动态特性提出了更高的要求。热电偶是一种常用的温度传感器,拥有成本低、使用简单等优点,但是受热惯性等因素影响,在测量瞬态温度时会产生较大的动态误差。铠装热电偶在普通热电偶上增加了金属套管保护结构,在高温、高压、高冲击与化学腐蚀等恶劣环境下拥有比普通热电偶

更长的使用寿命。但铠装热电偶的保护套管会影响偶结的有效热交换,使动态误差进一步增大^[1]。在动态测试实验中,无铠装热电偶与铠装热电偶的时间常数有较大差异^[2]。所以探索研究铠装热电偶的动态响应特性的改善方法很有研究及实用价值。

改进热电偶的结构与构建动态补偿模型进行补偿,是减小动态误差的两个常用方法^[3]。其中,建立动态补偿模型具有成本低、效果好、易于实现等优点,已被广泛应用于多种传感器领域。本文采用逆模型的思想,即不依赖于传

传感器的正向模型,根据输入输出数据,通过算法得到补偿模型参数进而完成设计^[4]。常用的参数求解方法有群体智能算法、最小二乘法等,其中群体智能算法可以通过不断迭代来寻找最优解,

并且在很多情况下都能取得较高的收敛速度,且易于实现,适应力强,参数设置少,全局搜索能力强等优点^[5],本文使用群体智能算法来设计补偿模型。粒子群算法(particle swarm optimization PSO)、遗传算法(genetic algorithm, GA)等经典的群体智能优化算法虽然有较快的收敛速度,但存在精度低等缺点。本文选择的哈里斯鹰优化算法(Harris hawk optimization, HHO)^[6]算法有着收敛速度更快、稳定性强、机理简单和精度高等诸多优点。

在热电偶动态补偿领域,李晓丹等^[7]采用高温火焰法获取动态标定数据并采用 PSO 算法获取补偿逆模型;韩太林等^[8]与 Xu 等^[9]采用水浴法标定热电偶并分别通过改进灰狼算法与烟花算法提高了补偿逆模型精度;潘保青等^[10]则采用半导体激光器为热源激励热电偶,并采用量子粒子群算法建立补偿逆模型。其中,高温火焰法的火焰温度难以调整,且温度存在波动;水浴加热法的温度较低,无法反映热电偶在高温环境的受热情况;采用激光器对热电偶校准的方式则与多数实际应用场景差距较大,适用范围较窄。热电偶在水浴、油浴环境中以热对流为主,本文采用高温检定炉为换热环境,则是以热辐射为主^[3],且可以产生精确的恒温环境,相比于其他动态校准方法能更加的还原各种以热辐射为主要换热方式的工业窑炉环境,获取的数据更贴近此类应用场景。

本文选用美国 OMEGA 公司的 CHAL-010 型号 K 型热电偶,在高温检定炉获取了其铠装形式在高温环境下的动态响应数据,其次选择动态补偿模型以及阶数,随后利用 HHP 的全局寻优能力获取模型的参数完成设计,这种方法对铠装热电偶的动态特性有很大提升。

1 基于高温检定炉的动态校准方法

热电偶的动态校准需要借助可产生温度阶跃信号的装置,常用的方法有火焰加热法^[7]、水浴或油浴快速投掷法^[9]、激光照射法^[11]与热风洞法^[12]等。热电偶在不同被测环境下会表现出不同的动态特性,同一支热电偶在火焰加热环境与水浴加热环境中时间常数也有很大差异^[3]。所以,如果要了解热电偶在某特定换热条件下的动态特性并设计补偿环节,在相同或相近环境下进行动态标定是必不可少的。本文选择用高温检定炉作为测试环境,目的是更真实的还原热电偶在高温热辐射为主的换热环境,使获得的动态补偿模型适用于此类动态测试场景。补偿模型可应用于陶瓷和石化等行业的生产过程中的温度动态测量,从而指导产品工艺设计。

基于高温检定炉的动态校准系统如图 1 所示,由高温检定炉、传感器快速给进装置、调理电路、采集卡以及上位机组成。通过温度控制器控制炉内加热绕组,将炉内恒温

区加热到指定温度。传感器快速给进装置由步进电机控制,可以调节速度以及停留位置。热电偶通过传感器快速给进装置,从炉口快速进入检定炉恒温区并停留,如图 2 所示。由于炉口到恒温区距离为 12 cm,温度大致呈线性上升,传感器快速给进装置的速度为 30 cm/s,所以热电偶受到的温度激励可视为一个上升时间 0.4 s 的斜坡温度信号。

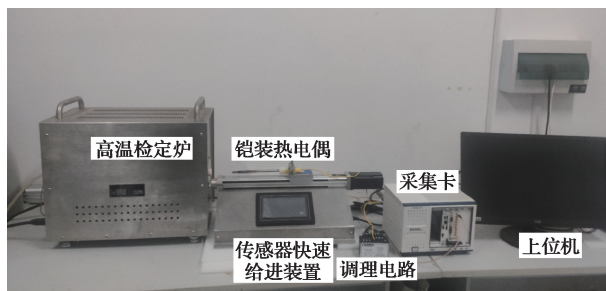


图 1 基于高温炉的动态校准系统

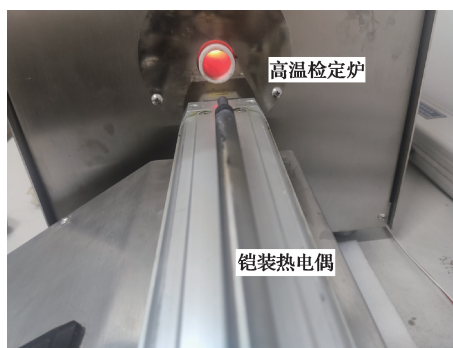


图 2 加热时高温检定炉炉口

首先,通过温度控制器使炉温保持在某一较高温度下;其次,使用上位机设定采集参数,并开始采集;再次,启动预先设定好的传感器快速给进装置,将热电偶匀速送入检定炉内的恒温区并保持在固定位置;最后,等待采集结束将数据保存并在上位机显示,读取其时间常数。依据此试验方案在 800 °C 实验条件下进行 5 次独立重复实验,表 1 为实验结果。计算得铠装热电偶时间常数均值为 37.33 s,平均温度为 797.54 °C,计算得静态误差为 0.307%。第 1 次独立实验结果如图 3 所示。

表 1 800 °C 环境测得铠装热电偶时间常数

实验序号	温度/°C	时间常数/s
1	800.1	37.33
2	795.3	37.75
3	799.8	36.91
4	794.7	37.53
5	797.8	37.14
均值	797.54	37.332

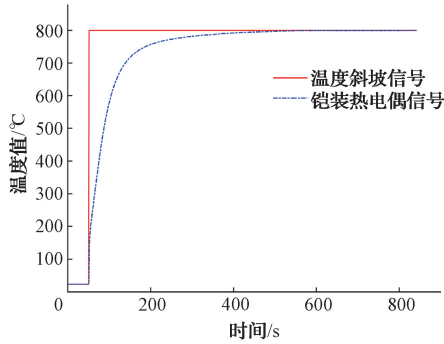


图3 高温检定炉实验数据

2 基于HHO的补偿算法

2.1 HHO算法

HHO是一种新型的群体智能优化算法,由Heidari等^[6]于2019年提出。这种算法的设计灵感来自哈里斯鹰群体捕食过程,其特点是采用多种狩猎策略相结合的方法,并拥有参数少,综合性能强和收敛精度高等优点。

1) 搜索阶段

哈里斯鹰在较大范围等待并搜索猎物,此阶段会从两种不同的行动策略中,随机且等概率选取一种来执行。其公式如下:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{X}_{rand}(t) - r_1 |\mathbf{X}_{rand}(t) - 2r_2 \mathbf{X}(t)|, & q \geq 0.5 \\ (\mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}_m(t)) - r_3 (LB + r_4 (UB - LB)), & q < 0.5 \end{cases} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{X}_{rand}(t)$ 表示从第 t 代种群中随机的个体; $\mathbf{X}(t)$ 为第 t 代种群 $\mathbf{X}_{rand}(t)$ 为截止第 t 代所得到的全局最优个体; q 和 r_1, r_2, r_3, r_4 为 $(0, 1)$ 区间上均匀分布的随机数; UB 和 LB 分别为种群位置的与上、下界; $\mathbf{X}_m(t)$ 是 t 代种群所有个体的平均位置。

2) 转换阶段

为了模拟猎物在逃逸过程中的能量衰减,引入逃逸能量 E , 其模型如下:

$$E = 2E_0 \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (2)$$

式中: E_0 表示猎物初始逃逸能量,其取值为 $(-1, 1)$ 的随机数; t 是当前迭代次数; T 为总迭代次数。随着逐次迭代,逃逸能力 E 的绝对值呈减小趋势。当逃逸能量绝对值大于 1 时,认为猎物能量充足,此时为探索阶段。当逃逸能量绝对值小于 1 时,认为猎物能量逐渐衰减,可以逐步包围并捕食,此时即为开发阶段。

3) 开发阶段

根据逃逸能量 E 及随机数均匀分布在 $(0, 1)$ 的逃脱模拟参数 r 的大小,采取 4 种不同的包围策略。当逃逸能量 E 较大时,认为猎物剩余能量较多,采取软包围,反之则采取硬包围。当 $r \geq 0.5$ 时认为猎物逃脱失败,采取包围策

略捕猎, $r < 0.5$ 则认为猎物逃脱成功,就可以采取俯冲方式进行包围,调整位置。

(1) 软包围,当 $r \geq 0.5, |E| \geq 0.5$ 时,此时猎物有较多的精力逃跑,鹰群将会柔和的围绕猎物,使其疲惫。此阶段数学模型为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \Delta \mathbf{X}(t) - E |J \mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}(t)| \quad (3)$$

$$\Delta \mathbf{X}(t) = \mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}(t) \quad (4)$$

式中: $\Delta \mathbf{X}(t)$ 代表当前猎物与鹰群位置的距离; J 代表猎物的随机跳跃强度,其值为 $(0, 2)$ 的随机数。

(2) 硬包围,当 $r \geq 0.5, |E| < 0.5$ 时,猎物的逃逸能量较低,已精疲力竭,鹰群将进行最后的突袭,此阶段的模型为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \mathbf{X}_{rabbit}(t) - E |\Delta \mathbf{X}(t)| \quad (5)$$

(3) 渐进快速俯冲软包围,当 $r < 0.5, |E| \geq 0.5$ 时,猎物依然有较多能量,且突破包围,鹰群将会产生一个软包围,并且纠正自己的位置,此阶段模型为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{Y}, & F(\mathbf{Y}) < F(\mathbf{X}(t)) \\ \mathbf{Z}, & F(\mathbf{Z}) < F(\mathbf{X}(t)) \end{cases} \quad (6)$$

其中 \mathbf{Y} 和 \mathbf{Z} 分别为:

$$\mathbf{Y} = \Delta \mathbf{X}(t) - E |J \mathbf{X}_{rabbit}(t) \mathbf{X}(t)| \quad (7)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \times LF(D) \quad (8)$$

式中: D 为维数; \mathbf{S} 为 $1 \times D$ 的随机向量;而 LF 为 Levy 飞行函数。

$$LF(x) = 0.01 \times \frac{\mu \times \sigma}{|v|^{\frac{1}{\beta}}}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) \times \beta \times 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (9)$$

式中: u, v 是 $(0, 1)$ 的随机数; β 为常数 1.5。

(4) 渐进快速俯冲硬包围,当 $r < 0.5, |E| < 0.5$ 时,猎物没有足够的能量继续逃跑,鹰群形成硬包围,为最后突袭做准备。这阶段的目的是使鹰群位置的平均值更接近猎物。这一阶段的数学模型为:

$$\mathbf{X}(t+1) = \begin{cases} \mathbf{Y}, & F(\mathbf{Y}) < F(\mathbf{X}(t)) \\ \mathbf{Z}, & F(\mathbf{Z}) < F(\mathbf{X}(t)) \end{cases} \quad (10)$$

其中 \mathbf{Y} 和 \mathbf{Z} 分别为:

$$\mathbf{Y} = \Delta \mathbf{X}(t) - E |J \mathbf{X}_{rabbit}(t) - \mathbf{X}_m(t)| \quad (11)$$

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} + \mathbf{S} \times LF(D) \quad (12)$$

2.2 动态补偿原理

热电偶具有低通特性,而且工作频带较窄,实际测量过程中往往不能覆盖输入信号的所有频率。通常的热电偶的工作频带为 5 Hz,这意味着测量更高频率的温度信号时会产生幅值衰减,导致输出波形失真,产生动态误差。为了减小这种误差,通常的做法是对热电偶进行动态补偿,在其之后串联一动态补偿模型,拓宽其工作频带、减小动态误差并加快响应速度,示意图如图 4 所示。

其中 $x(n)$ 表示热电偶感受到的温度信号, $y(n)$ 表示热电偶的输出信号, $x'(n)$ 表示补偿后的信号。

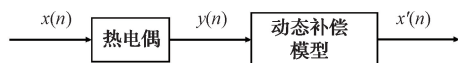


图4 热电偶动态补偿原理示意图

建立动态补偿模型的步骤同传感器系统辨识方法类似。首先,通过实验得到传感器的输入输出数据;其次,选择适当的系统模型,以提高准确度;最后,使用参数计算算法得到补偿模型的待定系数。关于动态补偿模型可分为线性模型和非线性模型,线性模型的代表有传递函数数学模型、状态空间模型等,典型的非线性模型有神经网络模型、Hammerstein等^[13]。选择合适的模型可有助于提高补偿精度,其中,传递函数模型具有简单方便、易于硬件实现和适用于单输入单输出问题等优点,在热电偶补偿方面被广泛应用,本文选择这种模型对热电偶补偿。补偿系统 $H(z)$ 公式如下:

$$A(z)y(n) = B(z)x'(n) \quad (13)$$

$$H(z) = \frac{B(z)}{A(z)} = \frac{b_0 + b_1z^{-1} + \dots + b_nz^{-n}}{a_0 + a_1z^{-1} + \dots + a_nz^{-n}} \quad (14)$$

其中, $A(z), B(z)$ 与 $a_0, \dots, a_n, b_0, \dots, b_n$ 分别为分母和分子系数。当模型确定之后,就需要确定模型的阶数 n ,以及通过算法计算模型的最优参数 $a_0, \dots, a_n, b_0, \dots, b_n$ 完成动态补偿模型的设计。本文选择HHO算法计算模型参数,补偿原理如图5所示。

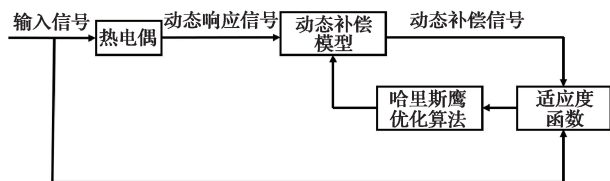


图5 HHO算法补偿原理

其中,输入信号经过热电偶之后,会得到失真动态响应信号;HHO算法会给动态补偿模型随机初始参数,动态响应信号通过此动态补偿模型之后,同热电偶的输入信号一起得到适应度;HHO算法可根据适应度函数的变化,不断寻优,调整最优的动态补偿模型参数,使适应度函数最小,从而得到最优的参数,进一步得到最优的动态补偿模型。

在动态补偿方面,最小均方误差是最常用的适应度函数,其表达式如下:

$$f = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x'(n) - x(n))^2} \quad (15)$$

式中: $x(n)$ 是斜坡信号; $x'(n)$ 为动态补偿之后的信号。动态补偿的目的之一,就是使 $x'(n)$ 更接近于 $x(n)$,两者重合程度愈高,则代表补偿效果越好。

为获得更理想的补偿效果,可对适应度函数做出改进。郑德智等^[14]在均方误差的基础上增加了超调量因子以及权重系数,减少了补偿后信号局部瞬时超调量。Xu

等^[9]采用了分段式的适应度函数,以算法迭代的次数和补偿后的超调量为判断条件,执行不同的适应度函数策略,在有效降低瞬时超调量的前提下获得了更快的响应速度。前者的适应度函数方案易于实现、效果明显且需调节的参数较少,故使用改进后的适应度函数如下:

$$f = w_1 \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x'(n) - x(n))^2} + w_2 \delta \quad (16)$$

式中: w_1, w_2 为权重系数; δ 为补偿后的超调量。取不同的 w_1, w_2 值,进行20次独立重复实验,选取 w_1, w_2 分别为0.8和0.2。当 w_2 的权重逐渐增大时,超调量逐渐减小,但当权重增大到一定程度时,会导致补偿后的信号第一个峰值远小于实际温度值的现象。实验结果如表2所示。

表2 不同权重参数下补偿的结果

w_1, w_2 取值	平均超调量/%	标准差
1.00, 0.00	13.25	15.49
0.95, 0.15	11.36	8.83
0.90, 0.10	7.44	4.35
0.85, 0.15	4.04	2.57
0.80, 0.20	2.77	1.48
0.75, 0.25	-1.75	1.43

在相同条件下,两种适应度函数下的超调量平均值分别为13.25%和2.77%。实验证明,新的适应度函数可有效抑制超调量,大幅减小了瞬态误差,其某次结果归一化对比如图6所示。

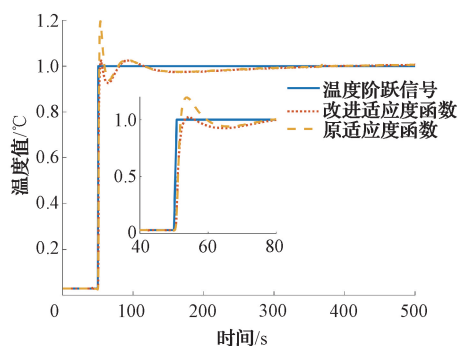


图6 两种适应度函数补偿结果对比

理论上,动态补偿模型的补偿效果会随着阶数增加而更好,但是当阶数逐渐增加到一定数值后,补偿效果的改善会越来越不明显^[14],本文选择阶数为5阶。使用HHO算法,参数设置为种群数目30、迭代次数10000、空间维数12、参数范围为 $[-5, 5]$ 。重复运行20次,取最佳结果,得到动态补偿模型的传递函数参数:

$$H(z^{-1}) = (4.977 + 2.772z^{-1} + 0.06051z^{-2} - 3.851z^{-3} - 4.391z^{-4} + 0.4606z^{-5}) / (2.934 - 2.307z^{-1} - 0.07521z^{-2} - 0.7683z^{-3} + 0.1623z^{-4} + 0.08181z^{-5}) \quad (17)$$

作为对比,使用 PSO 算法在相同条件下进行补偿运算,粒子群的自身参数设置为惯性因子 $\omega = 0.8$,自我学习因子与群体学习因子 $c_1 = c_2 = 2$,速度范围 $[-0.8, 0.8]$ 。

图 7 所示为两者补偿效果对比,从数据中读出使用 HHO 算法将铠装热电偶的时间常数从 37.33 s 减小到了 1.91 s,并且到温度达峰值的时间从 478.5 s 减小到了 4.92 s,极大的提升了其响应速度。且从图中可以明显看出,相比 PSO,HHO 算法补偿后的铠装热电偶时间常数与到达峰值的时间都有很大提升(PSO 算法补偿后,铠装热电偶的时间常数为 3.73 s,温度到达峰值的时间为 51.85 s)。

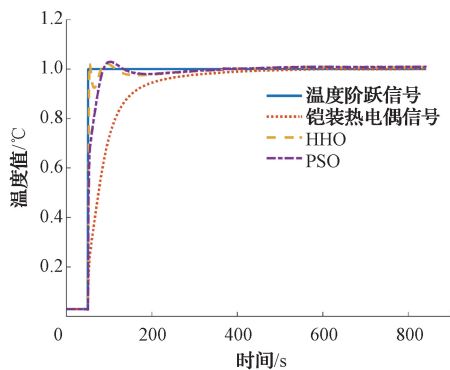


图 7 铠装热电偶动态补偿归一化结果

图 8 所示为补偿前后的信号频谱图,可以看出,经过补偿后的温度信号主要频率分量的幅值都有所上升,尤其是较高频的部分。

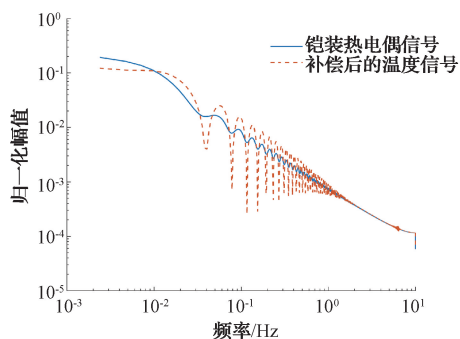


图 8 动态补偿前后信号幅频曲线

使用 MATLAB 系统辨识工具箱根据实验数据得到铠装热电偶的传递函数模型,并将动态补偿模型串联其后,得到补偿后的系统模型。画出补偿前、动态补偿模型以及补偿后系统的幅频特性曲线如图 9 所示。从图 9 可以看出,动态补偿环节有效拓宽了铠装热电偶的工作频带,工作频带从 0.02 Hz 拓宽到了 1.56 Hz。但是,拓宽频带的同时不可避免的会带来高频噪声的放大,而高频部分的信噪比往往较低,过度的放大此部分的信号会极大影响有效信号,所以幅值过低的高频信号很难被恢复^[15]。

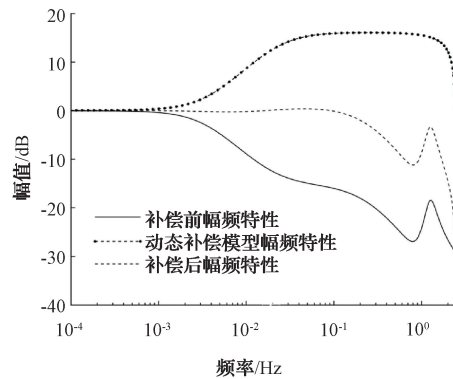


图 9 动态补偿前后系统幅频曲线

2.3 动态补偿模型验证

在动态测温实践中,温度信号的持续时间往往无法使热电偶达到热平衡,此时热电偶的动态误差会很大。为了模拟这种情况,使用基于高温检定炉的动态校准系统,使用传感器快速给进装置将铠装热电偶送入高温检定炉,并使其在高温区保持不同的时间后送出,采集多次数据。图 10 所示为其中的两次温度与加热时间都不同的实验数据以及补偿结果。

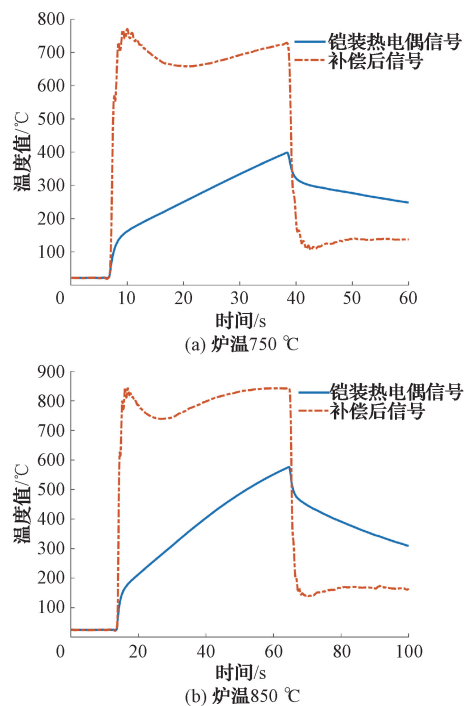


图 10 不同温度下补偿结果

从图 10 可以看出,铠装热电偶的信号由于热电偶自身热惯性,在加热结束后仍未到达热平衡,导致测量结果误差较大。经过动态补偿后的信号能更真实的反映温度的变化,4 s 左右就可到达峰值,且峰值处与真实温度的误差分别从 46.91%、33.26%减小到 2.2%、4.6%。

3 结论

为了改善铠装热电偶的动态性能,本文利用高温检定炉构建了一种热电偶的动态校准系统,并利用其获取了铠装热电偶的动态校准数据以及其时间常数。其次,使用HHO算法依据实验数据建立了铠装热电偶动态补偿模型,为了减少在动态补偿中容易产生的大额超调量,在其中使用了改进适应度函数。实验证明,使用此方法可将热电偶测量系统的时间常数从37.33 s减小到1.91 s;超调量相比于原适应度函数从13.25%减小到2.77%,减少了79%;工作频带从0.02 Hz拓宽到了1.56 Hz。通过验证实验,进一步验证了此方法可有效改善铠装热电偶的动态性能,减小实际测量过程中因其动态性能不足而引起的误差。

参考文献

- [1] 刘浩,赵化业,王文革,等. 热电偶温度传感器响应时间测试及分析[J]. 宇航计测技术,2017,37(6):48-52.
- [2] 方立德,张计科,王农,等. K型热电偶动态响应特性研究[J]. 电子测量技术,2010,33(11):18-20.
- [3] 李岩峰. 接触式温度传感器动态校准技术研究[D]. 太原:中北大学,2018.
- [4] 付芹. 传感器的动态补偿设计及实现[D]. 济南:山东大学,2021.
- [5] 王辉,钱锋. 群体智能优化算法[J]. 化工自动化及仪表,2007(5):7-13.
- [6] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: Algorithm and applications [J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 97: 849-872.
- [7] 李晓丹,裴焕斗,赵学敏. 高温火焰法在热电偶动态特性分析中的应用[J]. 中国科技论文,2018,13(14):1674-1678.
- [8] 韩太林,张延雪,王啸,等. 改进型灰狼算法在热电偶动态补偿中的应用[J]. 控制与决策,2021,36(1):61-67.
- [9] XU B, HAN T, LIU H, et al. Accurate compensation of armored thermocouple based on fireworks algorithm [J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(8): 9909-9918.
- [10] 潘保青,李岩峰,张志杰. 基于量子粒子群算法的热电偶动态校准及动态补偿技术研究[J]. 传感技术学报,2015,28(7):992-996.
- [11] 师钰璋,王高,李志玲,等. 基于半导体激光器的热电偶时间常数测试[J]. 国外电子测量技术,2020,39(8):74-78.
- [12] 杨兆欣,顾正华,张文清,等. 基于热电偶的低速风洞气流温度误差补偿方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(5):68-76.
- [13] 李昱,袁磊. 线性系统的系统辨识综述[J]. 探测与控制学报,2021,43(3):22-29.
- [14] 郑德智,吴钧明,樊尚春. 基于改进烟花算法的传感器动态特性补偿方法研究[J]. 计测技术,2020,40(5):25-30.
- [15] 刘伊. 高g值加速度传感器动态补偿方法的研究[D]. 太原:中北大学,2017.

作者简介

王志超,硕士研究生,主要研究方向为动态测试、接触式温度传感器的动态校准技术。

E-mail:984980530@qq.com

张志杰(通信作者),教授,博士生导师,主要研究方向为动态测试、数字信号处理等。

E-mail:zhangzhijie@nuc.edu.cn