

基于最小二乘支持向量机的 传感器非线性动态补偿^{*}

吴德会^{1,2}

(1 九江学院电子工程系 九江 332005; 2 合肥工业大学仪器仪表学院 合肥 230009)

摘 要: 提出了一种基于最小二乘支持向量机的非线性传感器动态测量误差的校正方法,使得通过该方法补偿的传感器具有理想的输入输出特性。先将传感器的非线性动态系统分解成线性动态子环节和非线性静态子环节串联;与之对应,非线性动态补偿过程也包含 2 个阶段:线性动态补偿和非线性静态校正。然后,通过函数展开将补偿器的非线性传递函数转换为等价的类线性形式—中间模型;再通过 LS-SVM 回归算法求取中间模型参数;最后,推导出中间模型参数与补偿器 2 个子模型参数之间的关系,并通过该关系实现非线性静态校正和线性动态补偿环节的同时辨识。与常规非线性动态补偿方法比较,该方法优点是明显的:(1)只需进行一次动态标定实验;(2)能给出非线性动态补偿器的数学解析表达式;(3)充分利用 LS-SVM 的优点,使辨识的补偿器具有更好的抗干扰能力。仿真与实际实验结果均表明该传感器非线性动态补偿方法有效。

关键词: 传感器;非线性动态系统;辨识;最小二乘支持向量机;测量误差

中图分类号: TP212 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Compensation for nonlinear dynamic system of transducer based on least squares support vector machine

Wu Dehui^{1,2}

(1 Department of Electronic Engineering, Jiujiang University, Jiujiang 332005, China;

2 School of Instrument Science, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: A new approach to correct dynamic measurement errors of nonlinear transducer systems base on least squares support vector machine (LS-SVM) was investigated, through which the desired characteristics can be obtained from compensated one. The original nonlinear dynamic system of the transducer is expressed as a linear dynamic subunit followed by a nonlinear static subunit, in accordance with that, the nonlinear dynamic compensation process includes two stages: nonlinear static correction and linear dynamic compensation. Then with function expansion, the nonlinear transfer function of the compensator is converted into a class of linear one—intermediate model. And the parameters of the intermediate model are obtained through LS-SVM regression algorithm. Finally, the relationship between the parameters of the intermediate model and those of the two parts of the transducer is derived, through which the nonlinear static part and linear dynamic part of the compensator are identified simultaneously. Compared with conventional nonlinear dynamic compensation methods, the presented approach has prominent advantages: (1) Only one dynamic calibration experiment is needed. (2) The analytic expressions of nonlinear dynamic compensator can be derived. (3) The compensator is more robust in noise interference rejection capability due to the good features of LS-SVM. Simulations and experimental results show that the compensation method for nonlinear dynamic system of transducer is effective.

Key words: transducer; nonlinear dynamic system; identification; least squares support vector machine (LS-SVM); measurement error

收稿日期: 2006-07 Received Date: 2006-07

*基金项目: 国家自然科学基金 (70272032) 资助项目

1 引言

现代企业生产过程中质量参数信息的在线、实时、动态测试极为重要,是对生产过程进行质量控制的主要依据,但在利用传感器对随时间迅速变化的质量参数进行测量时,由于现实传感器存在一定程度的响应滞后,使得动态测量结果与真值存在较大的动态误差,严重影响检测精度和质量控制的准确性^[1]。

为改善传感器的动态特性,一方面可以从硬件着手,通过改进传感器的原理、结构和设计,提高其对瞬态信号的响应;另一方面可以通过软件对传感器输出进行后处理,增加动态补偿环节(补偿器),实现对动态测试误差的修正^[2]。目前一种方法得到了广泛的应用,具体设计动态补偿环节的方法有系统辨识法^[3]、零极点抵消法^[4]、反卷积法^[5]、时域优化法^[6]及以神经网络为代表的智能补偿法^[7-8]等。

上述方法大多将传感器近似作为线性动态系统来进行补偿,非线性动态系统由于其复杂性和多样性,进行动态误差修正相对比较困难。但现实的传感器动态特性中不可避免地存在非线性的成分,因此,研究传感器非线性动态补偿具有十分重要的意义。目前,有些方法也涉及非线性动态补偿,并已取得一定成果^[9-10],一般是将补偿环节看作一个“黑箱”,利用各种类型神经网络的非线性学习能力,逼近传感器实际输出与期望输出之间的非线性关系,达到补偿器建模的目的,但一般很难给出模型的数学解析表达式。文献[11]将传感器描述为线性动态环节和非线性静态增益串联,并分别通过静态标定和动态标定 2 次实验,求出传感器对应的非线性静态校正和线性动态补偿环节,并取得了较好效果。

在前人研究的基础上,本文也将传感器分解为线性动态环节和非线性静态增益,并设计了在结构上与之对应的补偿器。不同在于,本文将补偿器 2 个子环节的传递函数,通过函数展开变换为类似线性的中间形式,并利用 LS-SVM 线性回归算法^[12-13]对该中间形式进行参数求解,再通过参数转换矩阵将中间参数变换为补偿器的实际参数,最终得到非线性动态补偿器的数学解析表达式。实验结果表明,本文所提方法只需进行一次非线性动态标定就可以同时求出非线性静态校正环节和线性动态补偿环节的参数值;所建立的补偿器能有效改善传感器的非线性动态特性,提高动态测试系统的精度。

2 传感器非线性动态特性的补偿原理

具有非线性动态特性的传感器系统可以分解为一个线性动态环节和一个无记忆非线性增益的串联形式^[11],其离散化的结构如图 1 所示。

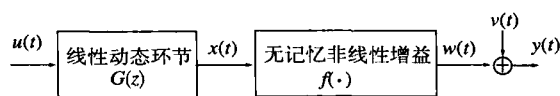


图 1 传感器非线性模型结构分解

Fig 1 Structure decomposition of non-linear model of transducer

$u(t)$ 、 $x(t)$ 分别是传感器的系统输入、输出, $w(t)$ 是中间输入信号,既是线性动态环节的输入又是非线性增益的输出,实际过程中是不可测量的,输出端噪声 $v(t)$ 为零均值随机变量。

线性动态环节的输入输出关系可用离散时间差分方程来描述为^[8]:

$$A(z^{-1})x(t) = B(z^{-1})u(t) \quad (1)$$

式中: k, l 为后移算子阶次, $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_k z^{-k}$, $B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_l z^{-l}$ 。

无记忆的非线性静态增益通常可用多项式来近似表达^[11]:

$$w(t) = f(x(t)) = c_1 x(t) + c_2 x^2(t) + \dots + c_q x^q(t) \quad (2)$$

式中: $c_i, i = 1, 2, \dots, q$ 为多项式的系数, $q > 0$ 为多项式次数。

由于传感器非线性动态结构可分解为 2 个性质不同的子环节串联,因此设计的补偿器结构也应具有 2 个对应的子环节,如图 2 所示^[11]。

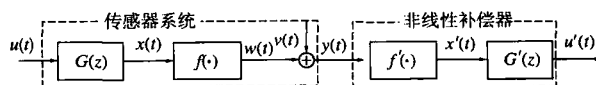


图 2 非线性动态传感器的补偿器结构示意图

Fig 2 Compensator structure of non-linear dynamic transducer

图 2 中,用另一个非线性函数 $f(\cdot)$ 作为静态增益 $f(\cdot)$ 的逆环节,传感器响应输出 $y(t)$ 经过该环节后完成非线性静态校正,得到临时输出 $x'(t)$;同样,用线性动态子环节 $G'(z)$ 作为传感器系统中线性动态环节 $G(z)$ 的补偿, $x'(t)$ 通过该环节最终得到期望的补偿输出 $u(t)$ 。

对于非线性静态校正函数 $f(\cdot)$,也可用多项式来近似表达^[11]:

$$x(t) = f(y(t)) = c_1 y(t) + c_2 y^2(t) + \dots + c_p y^p(t) \quad (3)$$

同样,用差分方程的形式来描述线性动态补偿环节^[11]:

$$A(z^{-1})u(t) = B(z^{-1})x(t) \quad (4)$$

式中: $A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + \dots + a_n z^{-n}$, $B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_m z^{-m}$, m, n 为后移算子的阶次。将式(3)代入式(4)有:

$$A(z^{-1})u(t) = B(z^{-1}) \sum_{i=1}^p c_i y^i(t) = \sum_{j=0}^m \sum_{i=1}^p c_i b_j z^{-j} y^i(t) \quad (5)$$

进一步整理,可得:

$$u(t) = - \sum_{i=1}^n a_i u(t-i) + \sum_{j=0}^m \sum_{i=1}^p y_{ij}^i(t-j) \quad (6)$$

式中: $y_{ij} = c_i b_j$, 该式即为差分形式的非线性传感器补偿器数学模型。

3 基于 LS-SVM 的原理的补偿器构造

对式(6)所示的补偿器数学模型进行函数展开,并整理后可表达为向量形式:

$$u(t) = \mathbf{T}^T(t) \mathbf{P} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{T} = [-a_1, \dots, -a_n, 1, \dots, 1, y(t), \dots, y(t-m), \dots, y^p(t), \dots, y^p(t-m)]^T$,
 $\mathbf{P} = [u(t-1), \dots, u(t-n), y(t), \dots, y(t-m), \dots, y^p(t), \dots, y^p(t-m)]^T$.

由式(7)可以看出,传感器的非线性补偿环节经过函数展开后,已经变换为类似典型的线性模型形式,只不过模型的输入 $\mathbf{T}(t)$ 不仅含有 $\{t\}$, 还含有 $\{t^2\}$ 各次幂的线性组合,因此我们称该模型为线性中间模型, \mathbf{P} 为中间模型参数。

传感器动态补偿器的构造过程其实质就是对补偿模型进行辨识,求取模型相关参数的过程。为此,借鉴 LS-SVM 原理对式(7)的补偿器模型进行辨识,求取参数 \mathbf{P} 。

不妨设由非线性动态传感器实测的输出信号 $y(t)$ 和期望的补偿输出 $u(t)$ 构成的样本数据集 $\{ \mathbf{T}(t), u(t) \}$, $t = 1, 2, \dots, N$ 在精度 ϵ 内符合式(7)所示的数学模型,则根据支持向量机基本理论,以 $\epsilon^2/2$ 为最小化优化目标可取得较好的泛化能力^[14],考虑到实际回归过程中难免存在拟合误差 ϵ_t ,可以选择拟合误差 ϵ_t 的二范数作为惩罚,因此建立优化目标表示为^[12]:

$$\begin{cases} \min \frac{1}{2} \mathbf{T}^T \mathbf{P} \mathbf{P}^T + \frac{1}{2} \sum_{t=1}^N \epsilon_t^2 \\ s.t. \quad u(t) = \mathbf{T}^T(t) \mathbf{P} + \epsilon_t, t = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\epsilon_t > 0$ 称为调节常数,它能够在拟合误差和模型复杂度之间取一个折衷以便使所求的模型具有较好的泛化能力。很明显, ϵ_t 值越大,模型对拟合误差 ϵ_t 的惩戒越大,模型的回归误差越小,当然建模的复杂度也会随之上升。

式(8)的优化目标可定义 Lagrange 函数^[12]:

$$L(\mathbf{P}, \mathbf{R}, \mathbf{L}) = \frac{1}{2} \mathbf{T}^T \mathbf{P} \mathbf{P}^T + \sum_{t=1}^N \epsilon_t^2 - \sum_{t=1}^N \mathbf{L}^T(t) [\mathbf{T}^T(t) \mathbf{P} + \epsilon_t - u(t)] \quad (9)$$

式中: Lagrange 乘子 \mathbf{L} , \mathbf{R} 。

通过 KKT 条件^[14]对式(9)进行优化,即求 $L(\mathbf{P}, \mathbf{R}, \mathbf{L})$ 对各变量 \mathbf{P} , \mathbf{R} , \mathbf{L} 的偏导数等于 0:^[14]

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \mathbf{P}} = 0 & \mathbf{P} = \mathbf{P}^* \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{L}} = 0 & \mathbf{L} = \mathbf{L}^* \\ \frac{\partial L}{\partial \mathbf{R}} = 0 & \mathbf{R} = \mathbf{R}^* \end{cases} \quad (10)$$

将式(10)中消去 \mathbf{L} 和 \mathbf{R} ,可得如下矩阵方程^[13]:

$$[\mathbf{I} + \mathbf{P}^T \mathbf{P}] \mathbf{P} = \mathbf{U} \quad \mathbf{U} = [\mathbf{I} + \mathbf{P}^T \mathbf{P}]^{-1} \mathbf{U} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{U} = [u(1), \dots, u(N)]^T$, $\mathbf{I} = [1, \dots, 1]^T$, $\mathbf{P} = [1, \dots, 1]^T$, \mathbf{P}^T 为一方阵, $\mathbf{U} = [u(1), \dots, u(N)]^T$ 。

将式(11)代入式(10)并整理,可解得中间模型参数:

$$\mathbf{P} = \mathbf{P}^* = [\mathbf{I} + \mathbf{P}^T \mathbf{P}]^{-1} \mathbf{U} \quad (12)$$

由式(12)可以看出,通过对参数向量 \mathbf{P} 的估计,可求得未知参数 $-a_1, \dots, -a_n, 1, \dots, 1, y(t), \dots, y(t-m), \dots, y^p(t), \dots, y^p(t-m)$ 。下面建立这些中间参数量与实际非线性补偿器模型参数之内的对应关系,并求取补偿器模型参数。

不妨将非线性补偿器的终态增益全部放在非线性静态环节上,即模型中串联的线性动态环节的终态增益为 1,则有:

$$G(\mathbf{P}) = \frac{b_0 + b_1 + \dots + b_m}{1 + a_1 + a_2 + \dots + a_n} = 1 \quad (13)$$

即:

$$\mathbf{P}^T \mathbf{B} = \mathbf{P}^T \mathbf{A} \text{ 或 } \mathbf{B}^T = \mathbf{A}^T \quad (14)$$

式中: $\mathbf{A} = [1, a_1, \dots, a_n]^T$, $\mathbf{B} = [b_0, b_1, \dots, b_m]^T$ 。

由于 $y_{ij} = c_i b_j$, 则有以下式成立:

$$\begin{bmatrix} 10 & 11 & \dots & 1m \\ 20 & 21 & \dots & 2m \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ p0 & p1 & \dots & pm \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1 \\ c_2 \\ \dots \\ c_p \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$[b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m] = \mathbf{C} \mathbf{B}^T \quad (15)$$

式中: $\mathbf{C} = [c_1, \dots, c_p]^T$ 。

将式(14)代入式(15)并整理,可求得补偿器非线性静态增益的参数向量 \mathbf{C} :

$$\mathbf{C} \mathbf{A}^T \Rightarrow \mathbf{C} = \frac{\mathbf{B}^T}{\mathbf{A}^T} \quad (16)$$

再将式(16)代入式(15)并整理,可得线性动态环节参数向量 \mathbf{B} :

$$\mathbf{B} = \frac{\mathbf{A}}{\mathbf{T}} \quad (17)$$

通过上述理论推导可以给出利用 LS-SVM 构造传感器非线性动态补偿的步骤:

(1)对传感器进行动态测试,测得传感器输入信号 $u(t)$ 和输出响应 $y(t)$;同时建立理想(期望)响应模型并将信号 $u(t)$ 输入,得出理想响应 $u(t)$;

(2)按式 (7)的形式组织训练样本集 $\left\{ \begin{pmatrix} x(t) \\ u(t) \end{pmatrix}, u(t) \right\}$;并将其代入式 (12)求出中间模型参数;

(3)参照式 (14)和式 (15),根据中间参数向量 相对应的元素构造矩阵 A ;并代入式 (16)和式 (17),求取补偿器非线性静态增益的参数向量 C 和线性动态环节参数向量 B ;

(4)通过辨识出的非线性补偿器参数向量 A 、 B 和 C ,给出补偿器模型的数学解析表达式,非线性动态补偿器构造完成。

4 非线性动态传感器补偿实验

4.1 传感器非线性动态补偿仿真实验

设有某一非线性动态传感器可按图 1 所示结构进行分解,其线性动态环节的传递函数 $G(z)$ 为:

$$G(z) = \frac{x(z)}{u(z)} = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} = \frac{0.2 + 0.1z^{-1} - 0.2z^{-2} + 0.3z^{-3}}{1 - 1.0z^{-1} - 0.3z^{-2} + 0.7z^{-3}}$$

其静态无记忆非线性增益为:

$$y(t) = f(x(t)) = 3x(t) + 0.4x^3(t)$$

对该模型进行动态仿真测试,为使仿真实验更接近现实情况,用实际采集到的冲击信号作为该模型的输入激励 $u(t)$,记录传感器仿真响应信号 $y(t)$,其中数据采集长度为 120。非线性动态传感器系统的冲击激励信号和仿真响应如图 3(a)所示。

为简化问题,本文设置理想(期望)响应模型为 1,即理想响应 $u(t) = u(t)$,则根据传感器系统理想响应信号 $u(t)$ 和实际仿真响应信号 $y(t)$,按式 (15)的形式组织训练样本 $\{x(t), u(t)\}$,其中非线性校正环节用 3 次多项式近似,线性补偿环节阶次取 3,即 $p=3, m=n=3$ 。通过 LS-SVM 回归公式 (12) 求取中间模型参数 值(本例中调节常数 $\gamma=500$),并分别用式 (14)、式 (16)和式 (17)求非线性补偿器参数向量 A 、 B 和 C ,得:

$$A = [1 \quad -0.4032 \quad 0.0770 \quad 0.7515]^T$$

$$B = [3.3892 \quad -3.1133 \quad -1.5109 \quad 2.6604]^T$$

$$C = [0.3230 \quad 0.0005 \quad -0.0033]^T$$

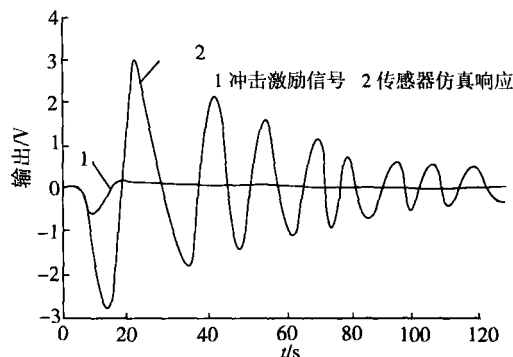
由此构造该传感器的非线性动态补偿器为:

$$x(t) = f(y(t)) = 0.3230y(t) + 0.0005y^2(t) - 0.0033y^3(t)$$

$$G(z) = \frac{u(z)}{x(z)} = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} = \frac{3.3892 - 3.1133z^{-1} - 1.5109z^{-2} + 2.6604z^{-3}}{1 - 0.4032z^{-1} + 0.0770z^{-2} + 0.7515z^{-3}}$$

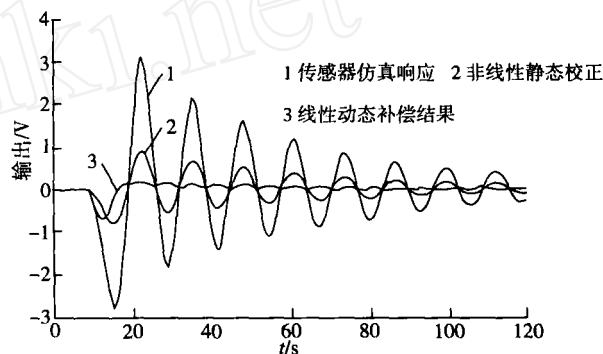
再将传感器仿真响应信号 $y(t)$ 输入上述补偿器,经非线性校正环节后的信号 $x(t)$ 如图 3(b)曲线 2 所示,再经终态增益为 1 的线性动态补偿环节后即可得到最终补偿结果如图 3(b)曲线 3 所示。通过对比可以看出,本文方法所建的补偿器输出与原冲击激励信号非常接近,

有效缩短了传感器达到稳定的时间。



(a) 传感器冲击激励的仿真响应

(a) Simulation response to impulse exciting signal



(b) 传感器非线性动态补偿结果

(b) Its of non-linear dynamic compensation

图 3 传感器非线性动态补偿仿真实验效果对比

Fig. 3 Comparative observation on the simulation effects of non-linear dynamic compensation for transducer

4.2 实际压力传感器的非线性动态补偿

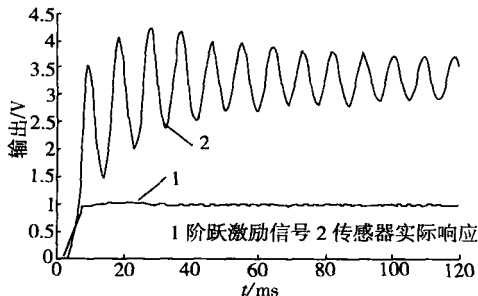
对实际压力传感器进行非线性动态测试实验^[15],并取传感器阶跃响应作为训练数据建立非线性动态补偿器。具体测试过程如下:将被测传感器与传动机构、细绳、法码相连构成测试系统,实验时迅速剪断细绳,砝码自由下落,相当在压力传感器上作用了一个阶跃信号,用数据采集卡双路同时记录传感器的激励和响应信号。但实际细绳有一定弹性,传动机构自身也有惯性,因此,实际采集到的激励信号和响应信号并不理想,含有一定规律的高频噪声,为此先用低通滤波器对信号进行预处理,再进行相应的非线性动态补偿器模型辨识。实际压力传感器阶跃激励信号和实际响应如图 4(a)所示。

补偿器中非线性静态校正环节取二次多项式(即 $p=2$),线性动态补偿环节阶次定为 2 阶(即 $m=n=2$),LS-SVM 算法的调节常数 γ 取 500。实验所用计算机为 Pentium M-1.2 G CPU、128 M 内存,整个补偿器构造过程耗时 0.7 s,得非线性补偿器为:

$$x(t) = f(y(t)) = 0.4925y(t) - 0.0554y^2(t)$$

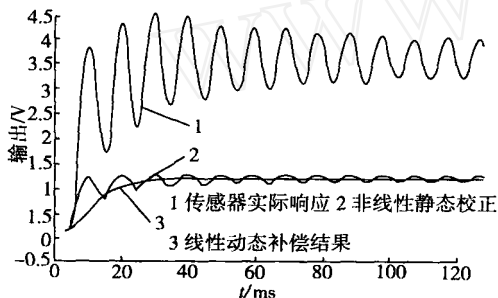
$$G(z) = \frac{u(t)}{x(t)} = \frac{0.2142 - 0.2916z^{-1} + 0.1426z^{-2}}{1 - 1.5700z^{-1} + 0.6352z^{-2}}$$

用上述补偿器模型对压力传感器进行补偿,图4(b)分别给出了输出信号 $y(t)$ 经非线性静态校正和线性动态补偿的结果 $x(t)$ 和 $u(t)$ 。



(a) 压力传感器实际动态响应

(a) Dynamic response of pressure transducer



(b) 传感器非线性动态补偿结果

(b) Results of non-linear dynamic compensation for transducer

图4 基于LS-SVM的实际压力传感器非线性动态补偿效果

Fig. 4 Results of non-linear dynamic compensation for pressure transducer based on LS-SVM

为验证本文方法的适应性,再用最小二乘(LS)法^[16]对该压力传感器进行非线性动态补偿对比实验。具体作法:用LS法代替LS-SVM方法对中间模型式(7)进行辨识,求取中间参数量;待中间参数量辨识之后,仍用式(16)和式(17)进一步求取参数向量A、B和C,最后建立非线性动态补偿器模型。实验时,补偿器中非线性静态环节与线性动态环节的阶次不变,即 $p=2, m=n=2$,并在相同计算机软件环境下进行编程测试,用LS法构造非线性动态补偿器共耗时0.6s,建立的补偿器模型为:

$$x(t) = 0.4555y(t) - 0.0442y^2(t), G(z) = \frac{0.1233 - 0.2478z^{-1} + 0.2012z^{-2}}{1 - 1.7827z^{-1} + 0.8594z^{-2}}$$

用该模型进行压力传感器补偿的结果如图5中曲线3所示。对比图4与图5两种方法进行非线性动态补偿的结果,不难看出,对于含有输出噪声的实际压力传感器,用LS-SVM方法构造动态补偿器的修正效果明显优于LS方法,系统响应的稳定时间更短。

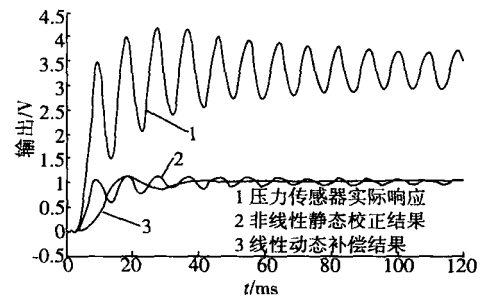


图5 基于最小二乘法的压力传感器非线性动态补偿结果

Fig. 5 Results of non-linear dynamic compensation for pressure transducer based on LSM

究其原因,主要是因为LS法是一种经验风险最小化方法^[14],在拟合时,仅以最小平方误差作为唯一的最求目标,当观测数据中夹带有噪声或随机误差时,势必会将噪声当作有用信息体现在辨识结果之中^[17],从而使辨识结果产生较大的偏差。而本文所用的LS-SVM辨识方法对经验风险和结构风险进行权衡^[12],其优化目标(式(8))不但考虑拟合的最小平方误差($\min \sum_i^2$),还考虑目标的泛化能力($\min \| \quad \|$),因此具有更好的推广性,用该方法辨识的结果也具有更强的抗干扰能力^[17]。

5 结束语

本文将LS-SVM基本原理引入传感器领域,提出了一种新的非线性动态传感器补偿方法,并通过仿真和实际压力传感器补偿实验验证了该方法的可行性。先将待补偿的传感器分解为线性动态环节和非线性静态增益,再设计与之对应的非线性静态校正和线性动态补偿环节,将上述2个环节的数学模型进行函数展开并整理成一种类似线性的中间形式,再利用改进的LS-SVM回归算法求取中间参数向量,最后通过转换矩阵得到实际传感器补偿器的数学解析表达式。

所提方法特点在于:(1)只需进行一次非线性动态标定就可以同时求出非线性静态校正环节和线性动态补偿环节的参数值;(2)以神经网络为代表的智能补偿方法大多将传感器作为“黑箱”处理,本文方法将待补偿传感器作为“灰箱”,因此可得到补偿器解析形式的数学表达式;(3)将LS-SVM这种人工智能算法与数学模型推导相结合,利用LS-SVM现有理论优点为传感器非线性动态补偿又提供了一种新的可选方法。实验表明所建立的补偿器能有效改善传感器的非线性动态特性,提高动态测试系统的精度。

参考文献

[1] 汤晓君,刘君华.交叉敏感情况下多传感器系统的动

- 态特性研究[J]. 中国科学: E 辑, 2005, 35, (1): 85-105.
- TANG X J, LU J H. Research on dynamic characteristics of multi-sensor system in cross-sensitivity[J]. Science in China: Ser E, 2005, 35(1): 85-105.
- [2] 徐科军, 陈荣保, 张崇巍. 自动检测和仪表中的共性技术[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- XU K J, CHEN R B, ZHANG CH W. Common technologies of automatic measuring and instrument[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.
- [3] 冯培梯. 系统辨识[M]. 杭州: 浙江大学出版社, 1999.
- FENG P T. System identification[M]. Hangzhou: Zhejiang University Press, 1999.
- [4] SHESTAKOV A L. Dynamic error correction method[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1996, 45(1): 250-255.
- [5] DABOCZI T. Uncertainty of signal reconstruction in the case of jittery and noisy measurement[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 1998, 47(5): 1062-1066.
- [6] SHIW J, BRIGNELL J E. On-line optimization in sensor frequency response compensation[J]. Sensors and Actuators, 1991, A25-27: 37-41.
- [7] MASSCOTTE D, MEGNER B. Neural-network-based method of correction in a nonlinear dynamic measuring system[J]. IEEE Trans on IM, 1999, 49(4): 1641-1645.
- [8] 田社平. 递归网络模型在传感器动态补偿中的应用[J]. 计量学报, 2003, 24(1): 49-51.
- TIAN SH P. Application of recurrent network model on dynamic compensation of sensors[J]. Acta Metrologica Sinica, 2003, 24(1): 49-51.
- [9] 田社平. 基于递归神经网络模型的传感器非线性动态补偿[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37(1): 13-17.
- TIAN SH P. Nonlinear dynamic compensation of sensors based on recurrent neural network model[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37(1): 13-17.
- [10] 孙冬梅, 卜雄洙, 李永新. 正交非线性模型在传感器动态补偿中的应用[J]. 传感器技术, 2003, 22(11): 51-55.
- SUN D M, BU X ZH, LI Y X. Application of orthonormal nonlinear model in dynamic compensation of sensors[J]. Journal of Transducer Technology, 2003, 2003, 22(11): 51-55.
- [11] 徐科军, 朱志能, 苏建徽, 等. 传感器动态非线性的一种补偿方法[J]. 仪器仪表学报, 2002, 23(3): 278-282.
- XU K J, ZHU ZH N, SU J H, et al. A compensating method for nonlinear dynamic state of sensors[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2002, 23(3): 278-282.
- [12] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293-300.
- [13] SUYKENS J A K, LUKAS L, VANDEWALLE J. Sparse approximation using least squares support vector machine[A]. IEEE Int Symposium on Circuits and Systems[C]. Geneva, 2000 (ID): 757-760.
- [14] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. 2nd ed New York: Springer-Verlag, 1999.
- [15] 徐科军, 李成, 朱志能, 等. 机器人腕力传感器动态响应的实时补偿[J]. 自动化学报, 2001, 27(5): 705-709.
- XU K J, LI CH, ZHU ZH N, et al. Real time compensation of dynamic response of robot wrist force sensor[J]. Acta Automatica Sinica 2001, 27(5): 705-709.
- [16] 夏天昌. 系统辨识——最小二乘法[M]. 北京: 国防工业出版社, 1984.
- HSA T CH. System identification—least squares[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1984.
- [17] VAPNIK V. 统计学习理论的本质[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.
- VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000.

作者简介



吴德会, 男, 1975 年 2 月出生, 1996 年于宁波大学获得学士学位, 2003、2006 年于合肥工业大学获硕士和博士学位, 现为九江学院电子工程系副教授, 主要研究方向为智能检测、智能质量预测控制。
地址: 江西九江市九江学院电子工程系, 332005

电话: 0792-8966039; E-mail: wdh_hf_mail@163.com

Wu Dehui, male, born in Feb. 1975. He received BSc from Ningbo University in 1996, and MSc in 2003, PhD in 2006 from Hefei University of Technology. Now he is an associate professor in Department of Electronic Engineering, Jiujiang University. His main research fields are intelligent measuring and intelligent quality prediction.

Address: Department of Electronic Engineering, Jiujiang University, Jiujiang 332005, Jiangxi, China

Tel: +86-792-8966039; E-mail: wdh_hf_mail@163.com