

# 基于逆向学习的距离和位置的传感器模型<sup>\*</sup>

刘 清

(南京师范大学数学与计算机科学系, 210097, 南京)

[摘要] 提出了一种通过逆向学习得到非线性传感器系统逆模型的方法. 该模型对应一个由传感器输入样本点和希望输出值组成的线性表, 再由该逆模型结合查表和插值的方法反演出测量点的位置. 该方法可以有效地校正传感器的非线性, 提高测量系统的精度.

[关键词] 非线性, 逆向学习, 反演, 线性表, 插值, 误差

[中图分类号] TP18; [文献标识码] A; [文章编号] 1672- 1292(2002)01- 0001- 04

## 1 问题提出

在检测仪表和测量系统中, 对距离和位置的测量, 一般使用传感器测得到被测对象的距离和位置, 再将该物理量送到传感器接口, 接口输出的电信号的幅度与被测对象的距离和位置相对应(传感器和接口合称为传感器系统). 该信号被送到处理器(计算机)中加以处理, 得到具体距离和位置. 这几部分组合为一个距离和位置测量系统, 如图 1 所示.

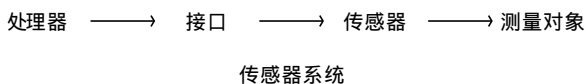


图 1 传感器系统原理图

在系统中, 处理器的主要作用是控制 A/D 转换器对电信号进行 A/D 采样, 并将采样的值转换成测量对象的距离或位置. 目前, 大多数转换算法是将传感器系统看成一个线性系统(考虑单输入单输出系统 SISO), 可表示为:  $y = f(x) = k \times x + a$  其中  $y$  表示传感器系统输出;  $x$  表示传感器系统输入;  $k$  是转换率; 而  $a$  是零点偏移量. 转换算法的作用是根据  $y$  求得  $x$ .  $x = f^{-1}(y) = F(y) = (y - a)/k$

但是实际使用的传感器一般都是非线性的, 特别是在传感器的两端. 所以这种转换算法只适用于测量精度要求不高或只使用传感器传输特性的一段(该段的非线性较小)的测量系统. 而对测量精度高和范围宽的系统, 只能采用其它方法, 即将  $F(\cdot)$  看成一个非线性系统模型. 对非线性 SISO 系统的处理当前也有多种方法: ①若已知非线性系统模型  $F(\cdot)$  的结构, 可用自适应参考模型的方法辨识出  $F(\cdot)$  的参数<sup>[1]</sup>. ②用多项式以及最小二乘法拟合, 得到非线性系统模型的结构和参数<sup>[2]</sup>. ③使用神经元方法进行结构和参数的辨识, 例如: 径向基函数网络(简称 RFBN)或自适应模糊推理系统(简称 ANFIS), 当规则数不限时, 通过学习的方法, 可以以任意精度匹配紧集上的任意非线性系统模型(Stone-Weierstrass 定理)<sup>[3,4]</sup>. 所有这些方法都是辨识问题, 即结构和参数辨识. 而辨识的过程涉及到大量且复杂的运算, 如果处理器的运算速度快和内存容量大时, 可以采用上述方法. 但在大多数检测仪表和测量系统中, 处理器的性能都不是很, 经常采用单片机作为处理器, 无法进行非线性系统模型的结构和参数辨识. 为此,

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2001- 12- 16.

作者简介: 刘清, 1962- , 南京师范大学与计算机科学系副教授, 河海大学博士研究生, 主要从事智能控制和智能仪表方面研究.

作者针对测量系统工作过程的静态特点、传感器输入/输出的单调特性以及输出轨迹已知等情况,提出了一种通过简单的逆向学习得到传感器系统逆模型  $F(\bullet)$  的方法,并以单片机作为处理器,设计了一个距离和位置精密测量系统。

## 2 工作原理

系统的工作过程分为两个阶段,即学习阶段和工作阶段。在学习阶段,采用在线逆向学习的方法获得传感器系统的输入样本点和希望输出值,建立传感器系统的逆模型  $F(y)$ 。在工作阶段,处理器根据传感器输出  $y$ ,通过已建立逆模型并结合插值算法反演出输入  $x = f^{-1}(y)$ ,产生测量结果。

### 2.1 学习阶段

#### 2.1.1 输入样本点的获取

将传感器系统的输出值区间进行等份,以获得输入样本点的希望输出集合  $Y$ 。因为,传感器的输出一般是单调递增的,所以,等份的方法是将输出值区间  $[y_{\min}, y_{\max}]$  等份成  $n$  个小区间。样本点希望的输出集合  $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_i, y_{i+1}, \dots, y_{n+1}\}$ , 其中

$$y_{i+1} = y_i + \Delta y, \quad I \in N_{n+1} = \{1, 2, \dots, n, n+1\} \quad (1)$$

$n = \text{ceil}((y_{\max} - y_{\min}) / \Delta y)$ ,  $\text{ceil}(x)$  为大于或等于  $x$  的最小整数函数,  $\Delta y$  为学习步长。 $\Delta y$  的选择要适中,太小将增加学习的复杂度,太大将影响泛化的精度。一般应使  $n$  等于 40 ~ 80 之间。通过测量系统的逆向学习  $x_i = f^{-1}(y_i)$ , 得到输入样本点集合  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, x_{i+1}, \dots, x_{n+1}\}$ 。每一个  $x_i$  与  $y_i$  相对应,而  $y_i$  为  $x_i$  的希望输出。显然,这一学习过程是收敛的。

#### 2.1.2 逆向学习

为了便于处理,  $y$  的值(模拟量)采用 A/D 量化后的数字量表示。具体学习过程如下:

(1) 零点调整 由于大多数距离传感器的测量区间都是在  $[-M, M]$ , 所以,在学习前要进行零点的调整。调整的方法是调节传感器到  $x = 0$  的零点,并保存下零点对应的输出值  $y_0$ 。

例如,用 12 位 A/D 作为模数转换器,则  $R = 0 \sim 4095$ 。调整测量对象到零点,  $y_0 = 2048$ 。

(2) 计算样本点希望输出 考虑测量区间以零点对称,为此,我们只讨论区间  $[0, M]$  的计算方法。

假定  $R = 0 \sim 4095$ 。调整传感器到零点,零点  $y_0 = 2048$ , 学习步长  $\Delta y = 100$ , 则

$$n = \text{ceil}((M - y_0) / \Delta y) = \text{ceil}((4095 - 2048) / 100) = 21$$

得到样本点希望输出的集合为  $Y = \{y_0, y_1, \dots, y_{20}, y_{21}\} = \{2048, 2148, \dots, 4048, 4095\}$ 。

为了保证泛化的精度,若  $y = f(x)$  不是一个光滑函数,则拐点一定要作为样本点。另外,0 和  $M$  所对应的  $x$  都要作为样本点。所以,  $\Delta y$  也可以是变化的。

(3) 学习过程 将传感器调整到零点处,  $x_0 = f^{-1}(y_0)$ , 把  $y_0$  和  $x_0$  保存到处理器的  $E^2\text{ROM}$  中,然后,通过标准量块调整传感器到  $y_1$  处,  $x_1 = f^{-1}(y_1)$ , 将  $y_1$  和标准量块值  $x_1$  保存处理器的  $E^2\text{ROM}$  中,重复该过程,直到调整传感器到  $y_{21}$  处,  $x_{21} = f^{-1}(y_{21})$ , 并将  $y_{21}$  和  $x_{21}$  保存处理器的  $E^2\text{ROM}$  中,学习过程结束。得到输入样本点集合  $X = \{x_0, x_1, \dots, x_{20}, x_{21}\}$ , 并且  $Y$  与  $X$  的数据对集合  $W = \{< x_0, y_0 >, < x_1, y_1 >, \dots, < x_{20}, y_{20} >, < x_{21}, y_{21} >\}$ ,  $W$  构成一个有序线性表,该线性表描述了传感器系统的逆模型。

### 2.2 工作阶段

通过逆向学习得到一个有序线性表后,测量系统可以进入工作阶段。在工作阶段,当测量对象运动到某一  $x$  处时,由处理器得到传感器系统的量化后的输出  $y = f(x)$ , 在线性表  $W$  中找  $y$  的位置  $k$ , 得到  $(x_k, y_k)$ , 则有

$$y = y_k \quad k \in N_{n+1} \quad x = x_k = f^{-1}(y_k) \quad k \in N_{n+1},$$

即线性表  $W$  表示的是传感器系统的逆模型  $F(\bullet)$ 。

$y_k = y (k \in N_{n+1})$  若不存在, 不失一般性, 假定传感器的输入输出特性是单调递增的, 则只能找到  $y$  所在的区间( $y_k \leq y \leq y_{k+1}$ ). 如何得到精确的  $x$  值? 在这里考虑采用插值算法得到  $x$  值. 插值算法有多种形式, 考虑到处理器为单片机, 以及利用邻近的样本点产生联想作用, 并且遇到拐点或最大值和最小值时,  $\Delta y$  可能发生变化, 为此采用均差与牛顿插值多项式算法<sup>[5]</sup>.

若  $(y - y_k) \leq (y_{k+1} - y)$ , 则  $y_i = y_k, y > y_i$ , 采用均差与牛顿向前插值算法, 求  $x$  值的多项式(舍去高次项) 如下:

$$\begin{aligned} x = N_4(y) = & x_i + T[y_i, y_{i+1}](y - y_i) + T[y_i, y_{i+1}, y_{i+2}](y - y_i)(y - y_{i+1}) + \\ & T[y_i, y_{i+1}, y_{i+2}, y_{i+3}](y - y_i)(y - y_{i+1})(y - y_{i+2}) + \\ & T[y_i, y_{i+1}, y_{i+2}, y_{i+3}, y_{i+4}](y - y_i)(y - y_{i+1})(y - y_{i+2})(y - y_{i+3}) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $T[*]$  为均差, 均差的具体公式见文献[6].

若  $(y - y_k) > (y_{k+1} - y)$ , 则  $y_i = y_{k+1}, y < y_i$ , 采用均差与牛顿向后差分插值算法, 求  $x$  值的多项式(舍去高次项) 如下:

$$\begin{aligned} x = N_4(y) = & x_i + T[y_{i-1}, y_i](y - y_i) + T[y_{i-1}, y_{i-2}, y_i](y - y_i)(y - y_{i-1}) + \\ & T[y_{i-1}, y_{i-2}, y_{i-3}, y_i](y - y_i)(y - y_{i-1})(y - y_{i-2}) + \\ & T[y_{i-1}, y_{i-2}, y_{i-3}, y_{i-4}, y_i](y - y_i)(y - y_{i-1})(y - y_{i-2})(y - y_{i-3}) \end{aligned} \quad (3)$$

根据传感器输出  $y$ , 通过逆模型  $W$  反演传感器输入  $x$  的具体过程如下:

(1) 查找  $y$  的位置. 对  $y$  的位置的查找有两种方法:

方法一,  $\Delta y$  是固定步长, 则将  $W$  看成一个散列(hash)表, 散列函数为:

$$k = H(y) = (y - y_0) / \Delta y \quad (4)$$

其中  $k$  为线性表中第  $k$  个分量  $< x_k, y_k >$ .

方法二, 若学习  $\Delta y$  不是固定步长, 则可采用折半或顺序查找( $W$  是一个递增有序线性表), 查找过程直到  $W$  中第  $k$  个分量  $< x_k, y_k >$  中有  $y = y_k$  或一个区间( $y_k \leq y \leq y_{k+1}$ ) 结束.

(2) 反演  $x$  的值.

若查找是以  $y = y_k$  结束, 则  $x$  的值为  $x_k$ .

若查找是  $y_k \leq y \leq y_{k+1}$  结束, 就需要结合插值算法  $x = N_4(y)$  反演出  $x$ . 因为, 在插值算法中需要使用 5 个样本点, 所以, 要对  $k$  值进行一些修正. 若  $1 \leq \text{int}(k) < 5$ , 则只能采用向后插值, 故  $i = k = \text{int}(k) + 1$ ; 若  $n - 4 < k \leq n + 1$ , 则只能采用向前插值,  $i = k = \text{int}(k)$ ; 若  $5 \leq \text{int}(k) \leq n - 4$ , 则  $i = k = \text{int}(k + 0.5)$ , 以保证  $(y - y_k) > (y_{k+1} - y)$  时, 有  $y_i = y_{k+1}$ . 其中  $\text{int}(* )$  为无条件舍去小数函数. 最后, 判断  $y$  和  $y_i$ , 若  $y > y_i$ , 则按公式(2) 计算均差和牛顿插值公式, 反演出  $x = f^{-1}(y)$ ; 若  $y < y_i$ , 则按公式(3) 计算均差和牛顿插值公式, 反演出  $x = f^{-1}(y)$ .

### 3 应用研究及实验

根据上面讨论的工作原理, 我们以单片机为处理器设计了一个距离和位置精密测量系统.

#### 3.1 系统结构

系统原理如图 2 所示. 从图 2 中可以看出, 该系统中处理器是由 89C51 单片机以及外围电路组成, 其中: ①人机接口由 LED 显示和键盘组成, 用于选择工作状态、输入学习样本点值和显示希望输出值. ②在数据存储区, 存放由输入样本点的集合  $X$  和希望输出值的集合  $Y$  构成的线性表  $W$ . 为防止数据丢失, 存储器采用 E<sup>2</sup>ROM. ③对希望输出值的集合  $Y$  的量化. 由于该系统是将相近的输入  $x$  (量化的值相同) 映射成同一输出  $y$ , 所以, A/D 的分辨率与测量的精度相关. 在这里采用的是 12 位模数转换器(A/D547), 并采用双极性输入, 即传感器接口的输出为  $-5 \sim +5V$ . A/D 的输出为  $0 \sim 4095$ .

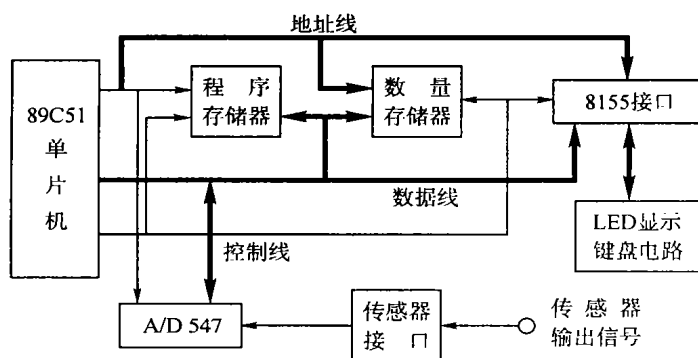


图2 系统原理图

### 3.2 系统工作过程

①调零. 调整传感器到零点, 保存零点的采样值  $y_0$ .

②从零点开始学习. 通过标准量块移动传感器到采样值  $y_0 + \Delta y \times i (i = 0, 1, \dots, n)$  处, 保存采样值. 读取所学习的样本值  $x_i$  (标准量块值), 由键盘输入并保存 ( $\Delta y$  可以采用定长或不定长), 重复上述过程直到  $y_0 + \Delta y \times n = 4095$ .

③学习结束后, 该系统可进入工作状态. 当测量对象移动到某一位置  $x$  时, 通过 A/D 采样, 单片机得到  $y = f(x)$  的量化值, 然后, 在线性表  $W$  中查找到  $y_k$ , 按照公式(2) 或公式(3) 计算出  $x$  值并送 LED 显示.

### 3.3 实验

本研究采用国产差动电感式传感器为距离传感器进行了实验. 该传感器有效量程为  $\pm 395 \mu\text{m}$ , 平均误差为  $3.8 \mu\text{m}$ , 最大误差为  $4.9 \mu\text{m}$ , 用作者设计的系统进行了实验.

传感器量化输出  $y$  在  $0 \sim 4095$ , 学习步长  $\Delta y = 100$ , 传感器输入在  $-395 \sim +395 \mu\text{m}$ , 误差  $e = |x_d - x|$ , 平均误差  $E = \sum e_i / m$ , 其中  $x_d$  是希望值,  $x$  是实际值,  $m$  是测量点的数量. 随机选择 20 个测量点, 对学习前后系统的测量精度比较:

学习前, 系统最大误差为  $4.85 \mu\text{m}$ , 平均误差  $E = 3.78$ ; 学习后, 系统最大误差为  $0.05 \mu\text{m}$ , 平均误差  $E = 0.02$ . 通过比较可知, 在采用学习和插值方法后, 该系统的测量精度大大提高.

## 4 结论

当前, 对非线性问题的解决都与学习有关. 有的是通过样本点的学习, 辨识模型参数; 有的是通过样本点的学习建立网状结构, 但这些都需复杂的运算, 对小型测量设备和仪表不适用. 而该系统是通过简单的逆向学习的方法, 得到传感器系统的逆模型, 再通过查表和插值运算解决传感器传输特性的非线性问题, 从而提高小型测量设备和仪表的测量精度.

### [参考文献]

- [1] 韩曾晋. 自适应控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995, 33~ 48.
- [2] 李清泉. 自适应控制系统理论、设计及应用[M]. 北京: 科学出版社, 1990, 76~ 99.
- [3] L V Kantorovich, G P Akilov. Functional analysis Pergamon[M]. Oxford, 2nd edition, 1982.
- [4] J S R Jang, C T Sun, E Mizutani. Neuro-Fuzzy AND Soft Computing[M]. Prentic Hall, 1997.
- [5] 易大义, 蒋叔豪, 李有法. 数值方法[M]. 杭州: 浙江科技出版社, 1984.
- [6] 冯之敬, 刘金凌, 潘尚峰. 测量与控制系统中非线性特性的不失真线性化方法[J]. 北京: 清华大学学报(自然科学版), 1996, 8: 18~ 23.

(下转第10页)

## [参考文献]

- [1] 哈尔滨工业大学, 成都电机厂. 步进电动机[M]. 北京: 科学出版社, 1979.  
[2] 陈丕璋. 电机电磁场理论与计算[M]. 北京: 科技出版社, 1986.

## On The Calculation Model and Its Engineering Rationality of Permanent Magnet Induction Stepping Motor

Dou Yiping

(College of Electrical and Electronic Engineering, Nanjing Normal University, 210042, Nanjing, PRC)

**Abstract:** The permanent magnet induction stepping motor is complicated in structure with the axial and radial magnetic circuits made. The more effective method for the calculation is to combine the magnetic field with the magnetic circuit. The basic idea on the method is discussed in this paper. The key calculation model of the method, the Tooth Layer Unit, and its engineering rationality are analyzed with the 2-D finite element algorithm adopted. The result shows that the method is simple and practicable and that the calculation model can meet the precision requirements in engineering.

**Key words:** stepping motor, permanent magnet motor, electrical and magnetic numerical algorithm

[责任编辑: 刘健]

(上接第4页)

## The Model of Distance and Position Sensor Based on Inverse Study

Liu Qing

(College of Mathematics and Computer Science, Nanjing Normal University, 210097, Nanjing, PRC)

**Abstract:** The paper introduces a new method to build the inverse module for the non-linear sensors by inverse study. The method involves a linear table composed of input samples and its desired outputs of a sensor. The position of the measured point is calculated inversely from the table in conjunction with table searching and value insertion. The module can improve the precision of the measurement system and correct the non-linearity of the sensors effectively.

**Key words:** non-linear, inverse study, inverse output, linear table, value insertion, error

[责任编辑: 刘健]