



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 102141455 A

(43) 申请公布日 2011. 08. 03

(21) 申请号 201010581567. 4

(22) 申请日 2010. 12. 10

(71) 申请人 北京航空航天大学

地址 100191 北京市海淀区学院路 37 号北
航可靠性与系统工程学院

(72) 发明人 黄姣英 高成 王香芬 鹿靖

(74) 专利代理机构 北京慧泉知识产权代理有限
公司 11232

代理人 王顺荣 唐爱华

(51) Int. Cl.

G01L 9/12(2006. 01)

G01L 19/04(2006. 01)

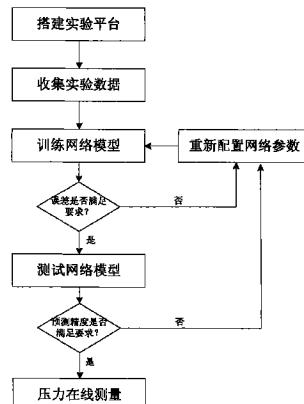
权利要求书 1 页 说明书 8 页 附图 4 页

(54) 发明名称

一种非介入式压力测量方法

(57) 摘要

本发明一种非介入式压力测量方法，它包括五大步骤。步骤一：搭建实验平台；步骤二：收集实验数据，分别建立测试样本库和训练样本库；步骤三：训练网络模型；步骤四：测试网络模型；步骤五：压力在线测量。本发明基于电容法和数据融合，能消除环境温度等影响，提高了压力测量的准确性和可靠性，实现压力的非介入式测量，为小管径液压系统的在线压力测量提供一种新的方法。它在液压系统的压力测量技术领域里具有较好的实用价值和广阔的应用前景。



1. 本发明一种非介入式压力测量方法,其特征在于:该方法具体步骤如下:

步骤一:搭建实验平台;该平台由温度传感器,电容传感器,多路复用器,多路复用器1、2、3,可编程放大器,可编程电源1、2,电压频率转换器,数字信号处理器,放大电路、放大滤波电路、键盘显示器和串口组成,温度传感器连接多路复用器1,多路复用器1的输出经放大电路后输入到多路复用器3,电容传感器连接多路复用器2,多路复用器2的输出经可编程放大器后输入到多路复用器3,多路复用器3的输出经放大滤波电路后输入到电压频率转换器,电压频率转换器连接到数字信号处理器。数字信号处理器分别控制可编程电源1、2和多路复用器1、2、3,可编程电源1控制多路复用器1,可编程电源2控制多路复用器2,数字信号处理器分别输入到串口和键盘显示器;

步骤二:收集实验数据即收集电容测量电路的输出电压和温度输出电压,分别建立测试样本库和训练样本库;分别选择不同温度并保持温度不变,压力从0Mpa开始,以1Mpa为间隔递增,最高加压到13Mpa,每个压力点采集100个值做为一个测量列,共14个测量列,并计算相应列的平均值;

步骤三:训练网络模型;步骤二中建立的训练样本库中的训练样本被送入函数型连接神经网络即FLANN并计算相应的输出结果,接着,根据采用的学习算法计算FLANN的权值;当网络的输出误差达到预定最小值时,网络训练完成;相应的FLANN权值保存到DSP即数字信号处理器,用来测试所建数据融合模型的性能;为了消除冗余成分,加速收敛速度,神经网络输入输出数值应是归一化的数值,即在一1和1之间;为此,依据如下归一化公式实验数据进行归一化处理:

$$\bar{X}_m = \frac{X_m - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \bar{p}_m = \frac{p_m - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}$$

式中: \bar{X}_m , \bar{p}_m 分别为第m个样本神经网络输入、输出归一化值; X_m , p_m 分别为第m个样本的传感器输入、输出值; X_{\max} , X_{\min} 分别为传感器输出最大、最小值;

步骤四:测试网络模型;将步骤三保存到DSP的权值加载到FLANN网络模型中,步骤二中的测试样本库中的测试样本被送入FLANN网络模型并计算相应的压力预测值,如果预测值与预定值完全匹配,则认为所建的基于FLANN网络模型的数据融合模型完全正确;

步骤五:压力在线测量;将步骤二中实时采集到的电容测量电路的输出电压和温度输出电压输入到步骤四中的FLANN网络模型,将步骤三保存到DSP的权值加载到FLANN网络模型中,该FLANN网络模型实时预测压力值的大小,从而实现压力在线测量。

一种非介入式压力测量方法

[0001] (一) 技术领域 : 本发明涉及一种非介入式压力测量方法, 属于压力测量技术领域。

(二) 背景技术 :

[0002] 液压系统具有灵活、力放大、运行平稳、安全等优点, 广泛应用于各行业的各种机械设备中。作为复杂主系统的子系统, 液压系统的故障将会直接导致主系统的故障和失效, 从而造成严重的经济损失。作为提高液压系统安全可靠性的途径之一, 液压系统的压力测量技术一直受到使用者的重视。

[0003] 传统的压力测量方法主要采用测压仪表或压力传感器, 感压元件必须和待测介质相接触, 以便直接反映压力。该类方法技术成熟、设备成本较低, 但存在测量接口有限、拆装困难、易造成事故, 且破坏了管道系统的完整性及管内流场, 对压力测量的准确性和精度造成无法预知的影响, 严重制约液压系统的状态监测和故障快速定位的发展。随着液压技术朝着大功率、高效率、高度集成化等方向的不断发展及比例控制、伺服控制、数字控制的不断完善, 传统的介入式测量方法难已满足现代液压系统的要求, 非介入式压力测量方法必然是未来发展趋势。

[0004] 目前, 对于管道压力的非介入式测量, 有两种思路 : 一是根据液体压力作用下管道径向产生弹性变形的基本原理, 通过检测管道外径变形量解算出管道内部工作压力。这种基于管道弹性变形特性的非介入式压力检测方法, 其性能受到管道变形特性的制约。如外径为 15mm、壁厚为 3mm 的钢管, 当内部油压达 25MPa 时, 其外径变形只有几微米。另一种是利用检测源提供检测介质, 与被检对象作用, 使检测介质的参数随被检物体状态变化, 从而产生多种信号, 通过对某些信号的检测、实现压力测量。这种测量方式的代表是超声波方法, 常用的超声测压方法有传播速度差法、多普勒法、波束偏移法和流动超声法等。

[0005] 对超声测压, 超声波首先通过管内介质, 再经管道内侧反射后, 穿过介质被接收探头接收, 能量损失很大, 而且, 如果流体中有气泡或管道内壁表面粗糙, 都会使得接收探头很难接收到理想的信号。对小管径管道而言, 单位压力和温度变化引起的超声波传播时间的变化量非常小, 由于管道尺寸及装置的能量问题, 超声波传播距离受到限制, 测量时总的传播时间不可能设置得很大, 因此使用超声方法测量压力时, 要求时间测量装置的精度达到微秒级, 而且由于采集得到的超声信号又受到各种噪声的干扰, 能否精确的测量超声波传播时间的变化量是超声测压成功的关键, 故现有的压力检测方法仅适合大管径、大流量场合。

[0006] 对小管径液压管道的非介入式压力测量而言, 本发明人提出了一种基于电容法的非介入式压力测量方法(见参考文献【1】:黄姣英,袁海文,安晨亮等. 一种电容非介入式压力测量方法研究. 仪器仪表学报,2009,30(8):1773-1777),从理论上验证了基于电容法的非介入式压力测量的可行性。

[0007] 然而, 对电容法测压而言, 参考文献【1】压力测量精度不高, 仅侧重于对测量机理的研究, 实验部分也只是对理论环节的初步验证, 距离工程实际应用还存在一定的差距。

[0008] 对非介入式超声波压力测量而言,由于管道管径小,单位压力和温度变化引起的超声波传播时间的变化量非常小,超声波传播距离受到限制,测量时总的传播时间不可能设置得很大,而且由于采集得到的超声信号又受到各种噪声的干扰,此外,超声波传播速度受温度、流速及流体特性等影响,这些参数之间的关系十分复杂,无确定的数学公式描述,其机理模型尚处在研究中,这些均导致了现有小管径超声测压法的精度不高。因此,现有的非介入式超声波压力检测方法不适合管径小的液压系统。

[0009] 虽然,参考文献【1】从理论上验证了基于电容法的非介入式压力测量的可行性。然而,压力测量精度不高,距离工程实际应用还存在一定的差距。这是因为:电容测量系统中总的杂散电容远远大于系统的静态电容值,且杂散电容随温度、结构、位置、内外电场分布及器件的选取等诸多因素的影响而变化,使得被测信号往往淹没在干扰信号中,压力测量精度不高。

[0010] 此外,传感器不仅受某个环境参量的影响,即不只受一个非目标参量的影响,有时甚至受多个非目标参量的影响。为了提高传感器的稳定性,消除非目标参量对传感器输入输出特性的影响,可采用多维回归分析法。然而,多维回归分析法存在如下不足:为消除K个非目标参量的影响,需建立(K+1)维回归方程,进行(K+1)维标定实验,并求解大规模的矩阵方程,且在某些实际的工程测试中,达不到所需的测试准确度。

(三) 发明内容:

[0011] 1、目的:本发明的目的是为了提供一种非介入式压力测量方法,它能解决小管径管道液压系统的压力非介入式测量及测量精度高等问题。

[0012] 2、技术方案:本发明要解决的问题是,针对小管径管道的液压系统,基于电容法和数据融合,实现压力的非介入式测量,为小管径液压系统的在线压力测量提供一种新的方法。

[0013] 本发明一种非介入式压力测量方法,它包括以下步骤:

[0014] 步骤一:搭建实验平台。该平台由温度传感器,电容传感器,多路复用器1、2、3,可编程放大器,可编程电源1、2,电压频率转换器,数字信号处理器,放大电路、放大滤波、键盘显示器和串口组成。它们之间的位置连接关系是:温度传感器连接多路复用器1,多路复用器1的输出经放大电路后输入到多路复用器3,电容传感器连接多路复用器2,多路复用器2的输出经可编程放大器后输入到多路复用器3,多路复用器3的输出经放大滤波电路后输入到电压频率转换器,电压频率转换器连接到数字信号处理器。数字信号处理器分别控制可编程电源1、2和多路复用器1、2、3,可编程电源1控制多路复用器1,可编程电源2控制多路复用器2,数字信号处理器分别输入到串口和键盘显示器。相应的平台硬件结构如附图5所示。

[0015] 步骤二:收集实验数据即收集电容测量电路的输出电压和温度输出电压,分别建立测试样本库和训练样本库。分别选择不同温度,如20.2℃和32.1℃。保持温度不变,压力从0Mpa开始,以1Mpa为间隔递增,最高加压到13Mpa,每个压力点采集100个值做为一个测量列,共14个测量列,并计算相应列的平均值,如表1所示。

[0016] 步骤三:训练网络模型。步骤二中建立的训练样本库中的训练样本被送入函数型连接神经网络(FLANN)并计算相应的输出结果,接着,根据采用的学习算法(如BP算法等)

计算 FLANN 的权值。当网络的输出误差达到预定最小值时, 网络训练完成。相应的 FLANN 权值保存到 DSP 即数字信号处理器, 用来测试所建数据融合模型的性能。为了消除冗余成分, 加速收敛速度, 神经网络输入输出数值应是归一化的数值, 即在一 1 和 1 之间。为此, 依据如下归一化公式实验数据进行归一化处理:

$$[0017] \quad \bar{X}_m = \frac{X_m - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \bar{p}_m = \frac{p_m - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}$$

[0018] 式中: \bar{X}_m , \bar{p}_m 分别为第 m 个样本神经网络输入、输出归一化值; X_m , p_m 分别为第 m 个样本的传感器输入、输出值。 X_{\max} , X_{\min} 分别为传感器输出最大、最小值。

[0019] 步骤四: 测试网络模型。将步骤三保存到 DSP 的权值加载到 FLANN 网络模型中, 步骤二中的测试样本库中的测试样本被送入 FLANN 网络模型并计算相应的压力预测值, 如果预测值与预定值完全匹配, 可以认为所建的基于 FLANN 网络模型的数据融合模型完全正确。

[0020] 步骤五: 压力在线测量。将步骤二中实时采集到的电容测量电路的输出电压和温度输出电压输入到步骤四中的 FLANN 网络模型, 将步骤三保存到 DSP 的 FLANN 权值加载到 FLANN 网络模型中, 该 FLANN 网络模型实时预测压力值的大小, 从而实现压力在线测量。

[0021] 3. 优点及功效: 本发明的优点在于:

[0022] (1) 可实现小管径液压管道的非介入式压力测量;

[0023] (2) 基于数据融合技术消除环境温度等影响, 提高了压力测量的准确性和可靠性;

[0024] (3) 可实现压力的在线测量。

(四) 附图说明

[0025] 图 1 是液压油介电常数变化示意图

[0026] 图 2 是压力测量原理示意图

[0027] 图 3 是基于 FLANN 数据融合的压力测量系统模型中的训练模型示意图

[0028] 图 4 是基于 FLANN 数据融合的压力测量系统模型中的测试模型示意图

[0029] 图 5 是本发明中的压力测量系统的硬件结构示意图

[0030] 图 6 是归一化的网络训练样本(训练集)示意图

[0031] 图 7 是 FLANN 网络训练曲线示意图

[0032] 图 8 是 FLANN 网络测试曲线示意图

[0033] 图 9 是本发明一种非介入式压力测量方法的流程框图

[0034] 图中符号说明如下:

[0035] P: 压力

[0036] T: 温度

[0037] C: 电容量

[0038] FLANN: 函数型连接神经网络

(五) 具体实施方式

[0039] 见图 9, 本发明一种非介入式压力测量方法, 它包括以下步骤: 步骤一: 搭建实验

平台。该平台由温度传感器,电容传感器,多路复用器,多路复用器1、2、3,可编程放大器,可编程电源1、2,电压频率转换器,数字信号处理器,放大电路、放大滤波电路、键盘显示器和串口组成。它们之间的位置连接关系是:温度传感器连接多路复用器1,多路复用器1的输出经放大电路后输入到多路复用器3,电容传感器连接多路复用器2,多路复用器2的输出经可编程放大器后输入到多路复用器3,多路复用器3的输出经放大滤波电路后输入到电压频率转换器,电压频率转换器连接到数字信号处理器。数字信号处理器分别控制可编程电源1、2和多路复用器1、2、3,可编程电源1控制多路复用器1,可编程电源2控制多路复用器2,数字信号处理器分别输入到串口和键盘显示器。相应的平台硬件结构如附图5所示。

[0040] 步骤二:收集实验数据即收集电容测量电路的输出电压和温度输出电压,分别建立测试样本库和训练样本库。分别选择不同温度,如20.2℃和32.1℃。保持温度不变,压力从0Mpa开始,以1Mpa为间隔递增,最高加压到13Mpa,每个压力点采集100个值做为一个测量列,共14个测量列,并计算相应列的平均值,如后列表1所示。

[0041] 步骤三:训练网络模型。步骤二中建立的样本库中的训练样本被送入FLANN并计算相应的输出结果,接着,根据采用的学习算法(如BP算法等)计算FLANN即函数型连接神经网络的权值。当网络的输出误差达到预定最小值时,网络训练完成。相应的FLANN权值保存到DSP即数字信号处理器,用来测试所建数据融合模型的性能。为了消除冗余成分,加速收敛速度,神经网络输入输出数值应是归一化的数值,即在一1和1之间。为此,依据如下归一化公式实验数据进行归一化处理:

$$[0042] \quad \bar{X}_m = \frac{X_m - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}, \bar{p}_m = \frac{p_m - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}}$$

[0043] 式中: \bar{X}_m , \bar{p}_m 分别为第 m 个样本神经网络输入、输出归一化值; X_m , p_m 分别为第 m 个样本的传感器输入、输出值。 X_{\max} , X_{\min} 分别为传感器输出最大、最小值。

[0044] 步骤四:测试网络模型。将步骤三保存到DSP的权值加载到FLANN网络模型中,步骤二中的样本库中的测试样本被送入FLANN网络模型并计算相应的压力预测值,如果预测值与预定值完全匹配,可以认为所建的基于FLANN网络模型的数据融合模型完全正确。

[0045] 步骤五:压力在线测量。将实时采集到的电容测量电路的输出电压和温度输出电压输入到步骤四中的FLANN网络模型,将步骤三保存到DSP的权值加载到FLANN网络模型中,该FLANN网络模型实时预测压力值的大小,从而实现压力在线测量。

[0046] 下面将结合附图和实施例1对本发明作进一步的详细说明。

[0047] 一般情况下,当液压系统工作时,液压油的压力和温度均是变化的,液压油的体积变化量既受液压油的压力又受温度的影响,在质量不变的情况下,体积的变化量必将导致密度的变化,也就是说液压油的物理性质发生变化,即密度受压力和温度的影响,而且两种影响同时并存。基于以上分析,对纯液压油建模进行以下合理简化:

[0048] (1) 液压油的密度-压力-温度间的关系用状态方程 $f_1(\rho, P, T) = 0$ 表示;

[0049] (2) 液压油的压力和温度总是大于零。

[0050] 依据以上分析,液压油的状态方程表示如下:

[0051] $f_1(\rho, P, T) = 0 \quad (1)$

[0052] 式(1)中, P 为液压油的绝对压力; ρ 为液压油的绝对密度; T 为液压油的温度,

K。

[0053] 状态方程式 (1) 采用二元函数在点 P_{ref} 、 ρ_{ref} 、 T_{ref} 处泰勒公式前 3 项作线性近似：

$$[0054] \rho = \rho_{ref} + \left(\frac{\partial \rho}{\partial P} \right)_T (P - P_{ref}) + \left(\frac{\partial \rho}{\partial T} \right)_P (T - T_{ref}) \quad (2)$$

[0055] 式 (2) 中, P_{ref} 为液压油标定压力; ρ_{ref} 为液压油标定密度; T_{ref} 为液压油标定温度。

[0056] 将 $V = \frac{m}{\rho}$, 代入体积弹性模量 $B = \frac{1}{\beta} = -V \frac{dP}{dT}$, 热膨胀系数 $\alpha_v = \frac{1}{V} \frac{dV}{dT}$ 得：

$$[0057] B = \rho_{ref} \left(\frac{\partial P}{\partial \rho} \right)_T, \quad \alpha \equiv -\frac{1}{\rho_{ref}} \left(\frac{\partial \rho}{\partial T} \right)_P \quad (3)$$

[0058] 将式 (2) 整理得：

$$[0059] \rho = \rho_{ref} \left[1 + \frac{1}{\rho_{ref}} \left(\frac{\partial \rho}{\partial P} \right)_T (P - P_{ref}) + \frac{1}{\rho_{ref}} \left(\frac{\partial \rho}{\partial T} \right)_P (T - T_{ref}) \right] \quad (4)$$

[0060] 把式 (2) 代入 (4) 也可近似为：

$$[0061] \rho = \rho_{ref} \left[1 + \frac{1}{B} (P - P_{ref}) - \alpha (T - T_{ref}) \right] \quad (5)$$

$$[0062] \text{其中, } B = \rho_{ref} \left(\frac{\partial P}{\partial \rho} \right)_T, \alpha \equiv -\frac{1}{\rho_{ref}} \left(\frac{\partial \rho}{\partial T} \right)_P.$$

[0063] 式中, B 为纯油体积弹性模量; α 为纯油热膨胀系数。

[0064] 其中, $B = 1940.0 \text{ MPa}$, 标定密度 $\rho_{ref} = 900.0 \text{ kg/m}^3 = 0.9 \text{ g/cm}^3$, 标定压力 $p_{ref} = 0.1 \text{ MPa}$, 标定温度 $T = 298.15 \text{ K}$, 热膨胀系数 $\alpha = 0.00082 \text{ K}^{-1}$, 带入上式 (5) 得密度 ρ 与压力 P 、温度 T 的关系式：

$$[0065] \rho = 0.9 \left[1 + \frac{1}{1940} (P - 0.1) - 0.00082(T - 298.15) \right] (\text{g/cm}^3) \quad (6)$$

[0066] 又根据克 - 莫方程可得液压油的介电常数和密度之间的关系式为：

$$[0067] \varepsilon_r = \frac{1 + 2k_0\rho}{1 - k_0\rho} \quad (7)$$

$$[0068] \text{其中, } k_0 \text{ 是常数且 } k_0 = \frac{N_0 \alpha}{3\varepsilon_0 M}.$$

[0069] 将液压油分子量 $M = 0.336 \text{ kg/mol}$, 分子极化率 $\alpha = 47.904 \times 10^{-40} \text{ F} \cdot \text{m}^2$, 阿伏加德罗常数 $N_0 = 6.022 \times 10^{23} / \text{mol}$, 真空介电常数 $\varepsilon_0 = 8.85 \times 10^{-12} \text{ F/m}$, 带入式 (7) 可得 $k_0 = 0.32 \times 10^{-3}$ 。

[0070] 液压油介电常数 ε_r 与密度 ρ 之间的关系式为：

$$[0071] \varepsilon_r = \frac{1 + 0.64\rho}{1 - 0.32\rho} \quad (8)$$

[0072] 其中 ρ 单位是 g/cm^3 。

[0073] 将式 (6) 代入式 (8), 得到介电常数 ε_r 与压力 P 、温度 T 的数学模型：

$$[0074] \quad \varepsilon = \frac{1 + 0.576(1 + \frac{1}{1940}(P - 0.1) - 0.00082(T - 298.15))}{1 - 0.288(1 + \frac{1}{1940}(P - 0.1) - 0.00082(T - 298.15))} \quad (9)$$

[0075] 其中, P 为液压油的绝对压力, $P \geq 0$ MPa; T 为液压油的温度, $T \geq 0$ K。

[0076] 根据式 (9) 绘制液压油的相对介电常数随温度和压力变化的三维变化图像, 如附图 1 所示, 从附图 1 可以看出, 液压油的介电常数不是固定不变的常数, 它的数值随着外部条件的变化而变化, 受压力和温度两种因素的影响。正是由于液压油介电常数会随着压力和温度的变化而变化, 才为液压管路压力的非介入式测量提供可能性。

[0077] 基于电容法的非介入压力测量原理如附图 2 所示。在 x_f 和 x_j 的位置分别设置不同的电极。让 x_f-x_j 作为电容器的两个电极。流体和流体所在管道作为电容器电极间电介质的一部分。压力变化引起液压油的介电常数变化, 这立即引起电容器的电容发生变化。

[0078] 从电容传感器特性可知, 在管道压力数值不变的情况下, 当环境温度变化以及供电电源波动都将引起传感器输出发生变化, 其中温度的变化对传感器的输出影响最大。为了消除环境温度等影响, 提高压力测量的准确性和可靠性, 本发明在文献【1】的基础上, 提出了一种基于电容法和数据融合的非介入式压力测量方法。

[0079] 函数型连接神经网络 (Functional Link Artificial Neural Network :FLANN) 最先由 Pao 提出。FLANN 是直接对输入模式进行非线性扩展, 将输入模式映射到一个更大的模式空间, 虽然此时输入的信息并没有增多, 但模式的增强将会带来神经网络结构的简化和学习速度的提高。例如在不使用隐层而采用单层网络结构时, FLANN 对非线性信号的处理能力不亚于传统的神经网络, 甚至还有所提高。

[0080] 附图 3 和附图 4 分别为基于 FLANN 数据融合的压力测量系统模型中的训练模型和测试模型。

[0081] 从附图 3 和附图 4 可以看出, 待建融合模型的输入变量有两个, 分别为电容测量电路的输出电压和温度输出电压, 输出变量为期望的或理想压力值。归一化的电容测量电路的输出电压和归一化温度输出电压被送入 FLANN 中。因此, 整个数据样本分为两部分: 分别为训练样本和测试样本, 相应的, 所建融合模型也工作于两种不同模式下: 训练模式和测试模式。网络训练时 (附图 3), 样本库中的训练样本被送入 FLANN 并计算相应的输出结果, 接着, 根据采用的学习算法 (如 BP 算法等) 计算 FLANN 的权值。当网络的输出误差达到预定最小值时, 网络训练完成。相应的 FLANN 权值保存到 DSP, 用来测试所建数据融合模型的性能。

[0082] 表 1 二维测试数据

[0083]

压力	21. 2°C		32. 1°C	
	U _C	U _T	U _C	U _T
0	1.582	0.952	1.408	1.441
1	1.577	0.951	1.399	1.440
2	1.601	0.949	1.401	1.437
3	1.621	0.947	1.415	1.439
4	1.632	0.951	1.427	1.442
5	1.701	0.948	1.478	1.439
6	1.791	0.952	1.565	1.441
7	1.903	0.951	1.673	1.440
8	2.037	0.950	1.805	1.438
9	2.192	0.953	1.954	1.439
10	2.369	0.948	2.127	1.441
11	2.569	0.947	2.297	1.438
12	2.791	0.951	2.515	1.440
13	3.033	0.948	2.747	1.439

[0084] 网络测试时(附图3),将保存到DSP的权值加载到FLANN网络模型中,样本库中的测试样本被送入FLANN并计算相应的压力估计值,如果估计值与预定值完全匹配,可以认为所建的基于FLANN的数据融合模型完全正确。

[0085] 为了建立样本库,本发明设计了压力测量系统的硬件结构,如附图5所示。其中温度采集采用DS18B20芯片。选择不同温度T(20.2°C,32.1°C),采集的模型训练用二维测试数据如下列表1所示。其中,U_C为电容测量电路的输出电压;U_T为温度输出电压。

[0086] 为了消除冗余成分,加速收敛速度,神经网络输入输出数值应是归一化的数值,即在一1和1之间。为此,依据如下归一化公式实验数据进行归一化处理:

$$[0087] \bar{X}_m = \frac{X_m - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} \quad (10)$$

$$[0088] \bar{p}_m = \frac{p_m - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} \quad (11)$$

[0089] 式中: \bar{X}_m , \bar{p}_m 分别为第m个样本神经网络输入、输出归一化值; x_m , p_m 分别为第m个样本的传感器输入、输出值。 X_{\max} , X_{\min} 分别为传感器输出最大、最小值。

[0090] 经归一化处理后,建立神经网络输入输出标准样本库如附图6所示。

[0091] FLANN网络学习算法采用BP算法,训练过程中,将标定的电容传感器与温度传感器的输出电压的归一化值作为神经网络的输入。以标定的压力表的归一化值作为网络的期望输出值。选用C-FLANN网络,在该数据融合模型中,2个输入分别为归一化的电容测量电路的输出电压(U_C)_N和归一化温度输出电压(U_T)_N被送入FLANN中,仿真实验表明,当功能扩展数量为16时,系统的性能最佳。所有FLANN的权值被初始化在±0.5之间,FLANN期望输出的目标为归一化的压力(P_N),经过前向计算,FLANN产生一个输出 \hat{P}_N 与目标模式比较,产生一个计算误差,通过BP算法,该误差值用来更新网络的权值,学习步长 μ 和动量因子 γ 分别取0.4和0.6,迭代循环206次后,网络训练完成,网络训练误差曲线如附图7所示。网络训练非常迅速,206步后误差便可达到0.001。由仿真实验可以看出:神经网络能够很

好地逼近被测对象的实际值。网络测试结果如附图 8 所示,从图可以看出,网络的预测误差较小,这是因为在测量液压管道压力的过程中,用基于人工神经网络的数据融合方法可有效消除环境温度所产生的影响,从而得到精确、稳定的测量值。

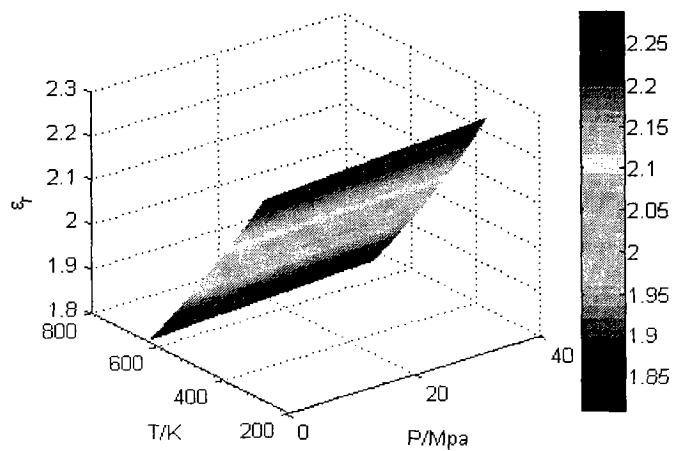


图 1

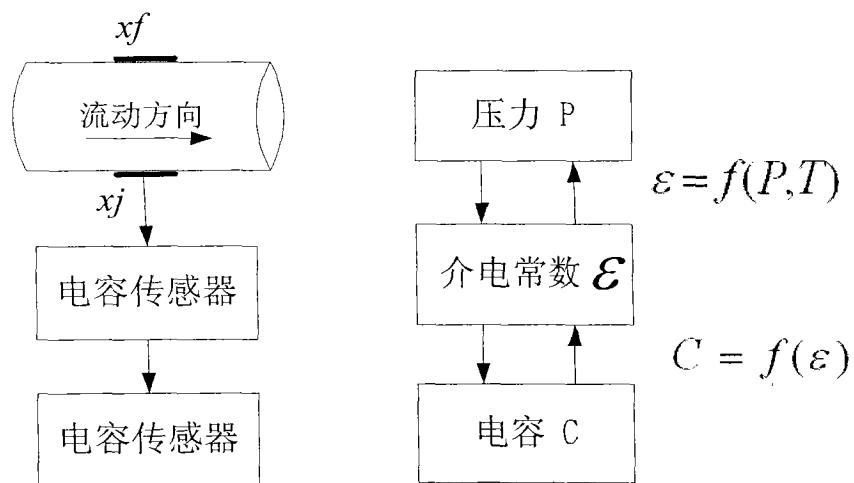


图 2

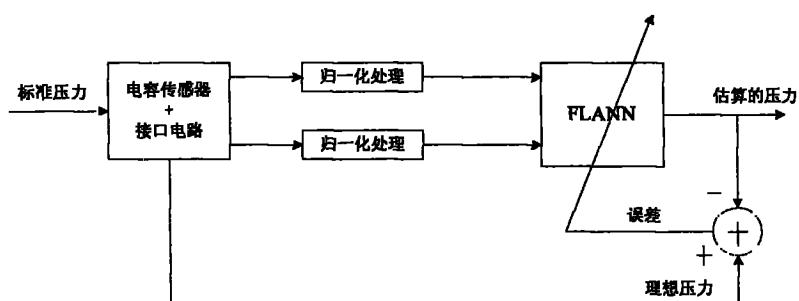


图 3

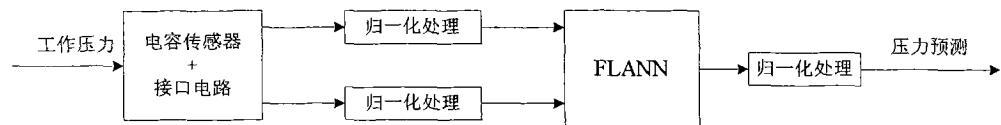


图 4

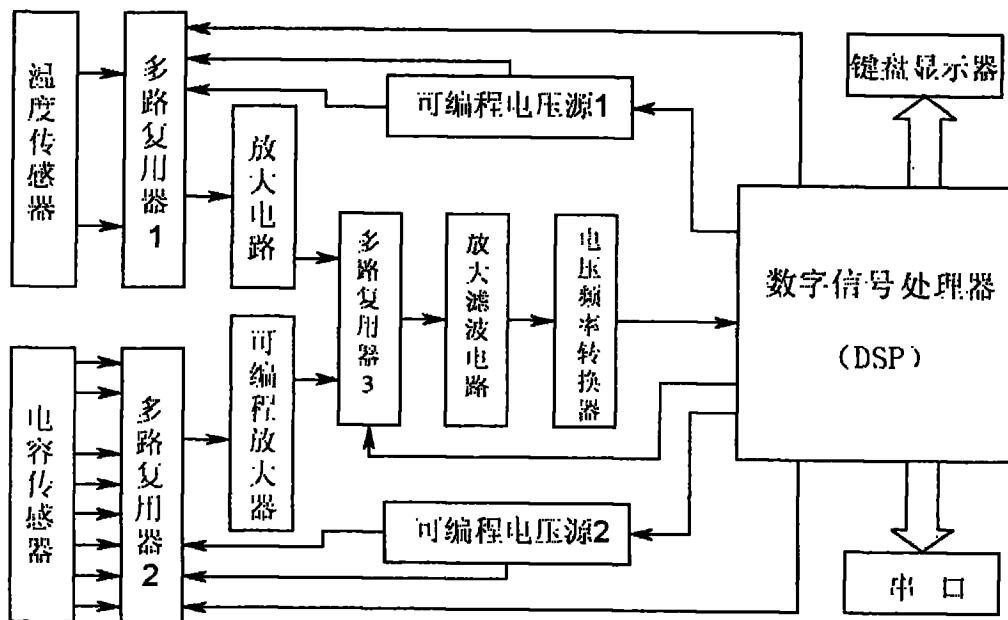


图 5

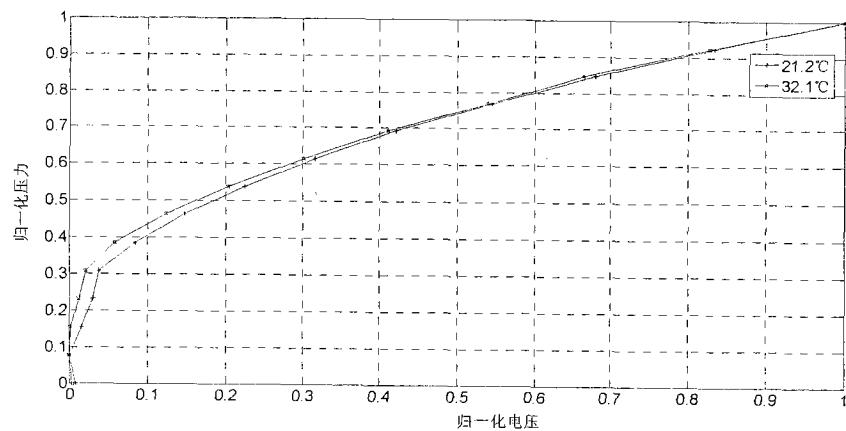


图 6

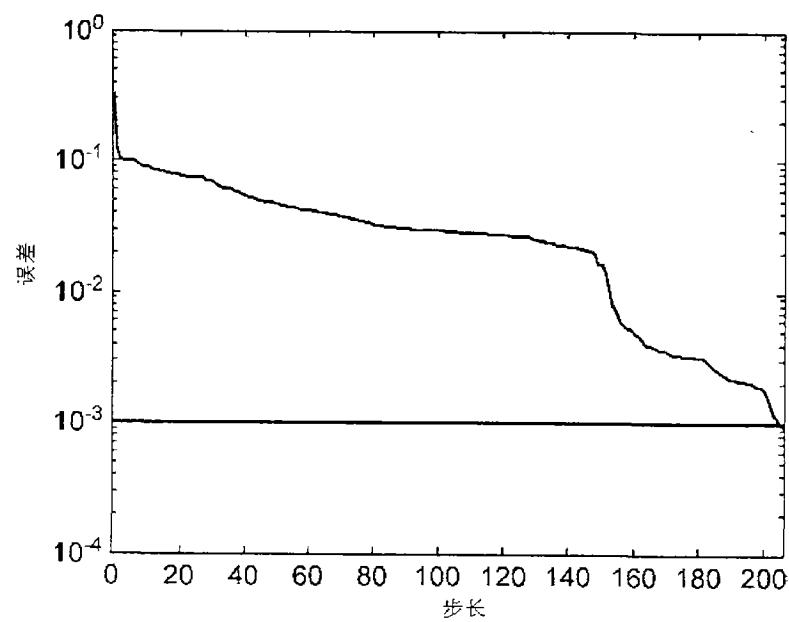


图 7

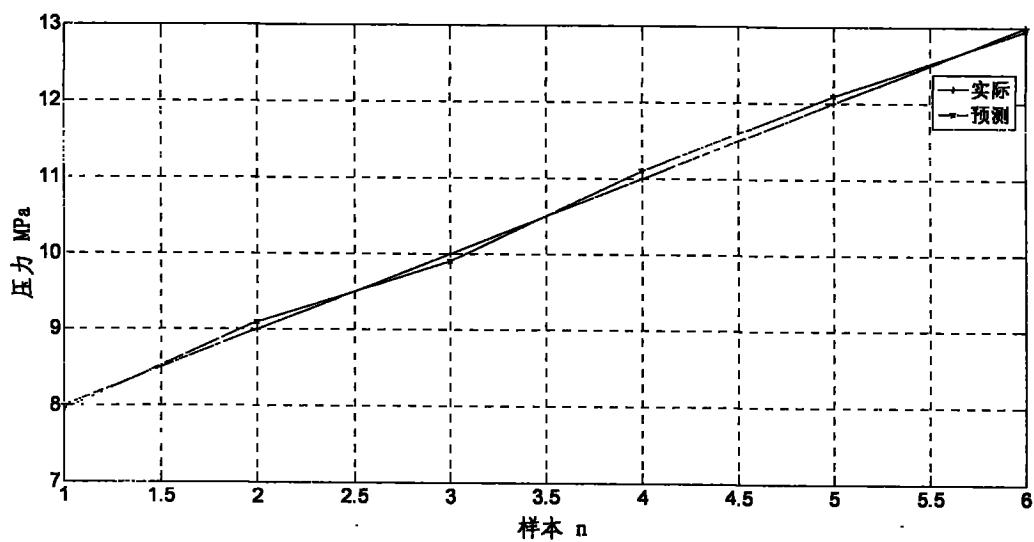


图 8

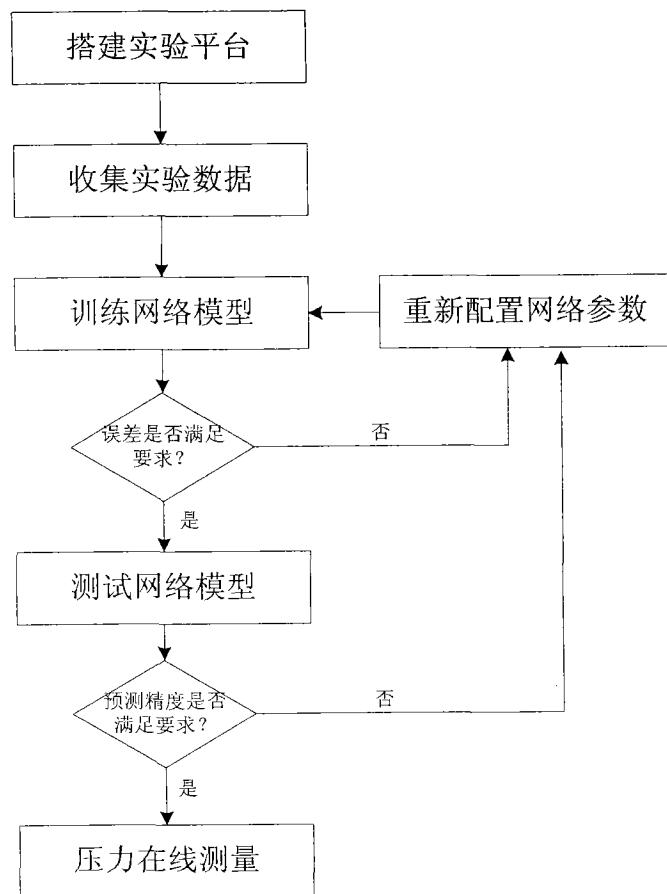


图 9