

文章编号: 0253 - 9993 (2005) 06 - 0783 - 05

# 基于 Elman 网络的超声测距补偿在 煤矿机器人中的应用

付 华, 杜晓坤, 陈 峰

(辽宁工程技术大学 电气工程系, 辽宁 阜新 123000)

**摘 要:** 分析了井下钻孔机器人避障中超声波传感器的局限性, 并提出解决方案. 着重指出对超声波进行温、湿度补偿, 尝试用 Elman 反馈神经网络逼近函数. Elman 网络隐层采用 “tansig” 激活函数, 输出层用 “pureline” 激活函数, 保证了只要有足够多的隐层神经元个数, 网络就可以任意精度逼近任意函数. 经实验验证, 对超声测距进行温、湿度补偿后, 其测量精度提高了两个数量级, 大大改善了系统中避障模块的工作效率, 提高了钻孔机器人躲避障碍物的能力.

**关键词:** 超声测距; 井下机器人; 避障

**中图分类号:** TD679; TP242 **文献标识码:** A

## Application of ultrasonic ranging compensate in the pit robot based on Elman network

FU Hua, DU Xiao-kun, CHEN Feng

(Dept. of Electrical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China)

**Abstract:** Analyzed the limitation of the ultrasonic sensor in the underground drilling robot avoids obstacle, put forward the scheme solved. To emphasize that, carry on warm and humidity compensation to ultrasonic wave sensor. Try to use Elman feedback neural network to approach function. Elman network latent layer adopt “tansig” activate function, output layer activate function with “pureline”, this guarantee that once the network has enough layers, it can approach wanton function with wanton precision. Proved by experiment that ultrasonic ranging's measure precision raise two orders of magnitude after carried on the warm and humidity compensate, improved the working efficiency of obstacle avoidance in the system greatly, and improved the ability of drilling robot's obstacle avoidance.

**Key words:** Ultrasonic ranging; pit robot; obstacle avoidance

在开采中应用机器人是基于下列客观条件<sup>[1]</sup>: 人工费用的增长和安全保障的需要; 传统机械化与自动化技术在不断变化的采矿环境中应用的可能性受到限制; 在机械制造业的机器人化方面已积累有经验; 井下采矿作业条件随着开采深度的增大而恶化. 目前, 矿用机器人技术正处在工艺应用方式——从矿工操作动作模拟到无人自动化采矿工艺——的分析阶段. 已经出现了几种矿用机器人的样机, 钻孔机器人就是其中尝试之一. 在矿井下经常需要进行钻孔作业, 如在某些高瓦斯矿井中, 在开采之前需采取钻孔预抽放

收稿日期: 2005 - 05 - 23

基金项目: 辽宁省教育厅基金项目 (2004C011)

作者简介: 付 华 (1962 - ), 辽宁阜新市人, 教授, 博士. Tel: 0418 - 6880586, E - mail: fxfuhua@163.com

瓦斯的措施,以降低开采时的瓦斯浓度。在钻孔过程中,存在瓦斯、煤尘、地下水突出的可能性,甚至可能引起瓦斯爆炸,酿成现场作业人员严重伤亡的事故。因此需研制钻孔机器人来解决钻孔作业人员的安全问题,同时可实现钻孔作业的自动化,提高生产效率。考虑到井下作业空间狭小,障碍物多,在机器人的前端设置模块化避障系统。由于超声波传感器具有信息处理简单、快速,硬件较容易实现,价格低等优点,因此模块采用超声波传感器实现。系统由5组超声波收发换能器组成,分别位于机器人的前端、左侧、左前方、右侧和右前方,以实现3个方向的避障。

## 1 问题的提出

虽然超声波传感器有许多优点,但在钻孔机器人实时避障系统中仍存在一定的局限性,主要表现在3个方面: 因为超声波的波长相对长一些,对于稍大的扁平的障碍物可以发生镜面反射,传感器由于接收不到反射信号,使此障碍物不能被检测到; 表现在探测波束角过大,方向性差,往往只能获得目标的距离信息,不能准确地提供目标的边界信息; 由于钻孔机器人特殊的工作环境,使得超声波受环境温度、湿度等条件的影响很大,传感器在测距时,所测量的值与实际的值误差较大。

采用收发分开的超声测量方案不仅解决了因目标特性差异而引起的信号起伏,提高了整机的可靠性,还解决了余震问题,减小了盲区。大量实验得出,50.0, 19.1, 52.5 kHz等3种频率的声波适用于大部分材料反射,可避免采用单频率信号会被某种材料“吸收”的现象,因此系统采用多频率测量,即按8, 8, 24共40个周期,每200 ms发射一次。利用加锥体罩方法减小了波束角过大的影响。采用文献[2, 3]中提到的LMSIDE算法,克服了斜向入射产生的波形畸变,而且使实际换能器的频率特性接近理想换能器,从而获得了高精度的延时结果。对于局限性的第三方面,是从超声测距的原理出发论述的。超声测距一般采用渡越时间法(TOF),即 $D = vt/2$ ,其中 $D$ 为机器人与被测障碍物的距离; $v$ 为超声波在介质中的传播速度, m/s;  $t$ 为超声波发射到超声波返回的间隔时间,即“渡越时间”。

从公式来看,测量值直接与超声波的声速和渡越时间有关,而超声波的声速与环境温度、湿度有关。在一些测量精度要求较低的情况下,声速可以直接取不变值(340 m/s),多数场合用拟合式 $v = 331.4 \times \sqrt{1 + T/273}$  ( $T$ 为绝对温度)对速度进行温度补偿。一般地面作业的机器人都是采用温度拟合公式进行补偿的。但是钻孔机器人工作在温度湿度变化很大的作业环境下,矿井每深入300 m,温度大约升高9℃,而且由于井下有涌水,使得钻孔机器人常处在高湿的作业环境下。且据实验测得同一温度,0~0.5%的湿度下,声速最多会相差60 m/s。表1是在矿井不同深度和不同地点处,钻孔机器人避障模块获得的障碍物距机体的距离和实际距离,每个地点的温度和湿度都不同。

表1 同一距离下不同点的测量值

Table 1 Measurement values under different place for same distance

项 目	深度 /m				
	300	500	700	900	1 000
实际值	5.00	5.00	5.00	5.00	5.00
测量值	3.86	3.58	3.03	3.13	2.84

测量值都比实际值要小,是因为井下湿度一般较大,而湿度越大会使超声波声速越小。可见对于钻孔机器人而言,只考虑温度对声速的影响是不够的,必须同时考虑温度、湿度两个因素对声速的影响,否则有可能发生机器人与障碍物相撞的后果。神经网络法不必建立方程,直接通过标定数据进行网络训练即可。因此,本文提出用训练好的Elman神经网络法得出某环境下的声速,进而代入渡越法公式得出更可靠的测量距离。

## 2 Elman反馈神经网络结构

神经网络(NN)技术是模拟人类大脑而产生的一种信息处理技术,近年来得到了飞速的发展和广泛应用<sup>[4]</sup>。神经网络使用大量简单的处理单元(即神经元)处理信息,神经元按层次结构的形式组织,每层上的神经元以加权的方式与其他层上的神经元连接,采用并行结构和并行处理机制,因而网络具有很强的

的容错性以及自学习、自组织和自适应能力，能够模拟复杂的非线性映射。神经网络的这些特性和强大的非线性处理能力，恰好满足了多传感器信息融合技术处理的要求。

当前人们多使用 BP 算法，其利用一个两层的前向神经网络（隐含层和输出层）对某些样本进行识别，这是一种有教师示范的学习方法。给定输入向量集和目标集，对样本进行训练，网络在训练过程中不断对权值、阈值进行调整，以达到一定的映射能力。

为提高融合精度，通常采用以下办法：增长网络的训练时间；增加网络隐含层神经元数目；在训练时增加输入向量误差的数量。BP 网络属前向型神经网络，而前向型神经网络的大部分是学习网络而不具有动力学行为，反馈神经网络则是通过神经元状态的变迁最终稳定于某一状态，从而得到联想存储或者神经计算的结果，它是一个非线性动力学系统。EMan 神经网络能在有限的时间内以任意精度逼近任意函数，而前向型神经网络如 BP，并不一定总能找到解。此外，EMan 神经网络能够存储信息以备未来使用，所以它不仅能够学习空域模式，也能够学习时域模式。基本的 EMan 神经网络结构如图 1 所示<sup>[5]</sup>。

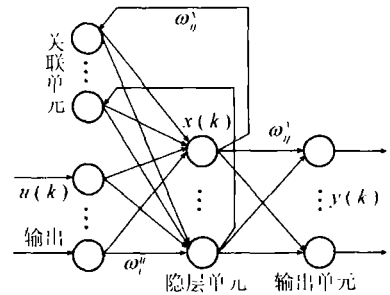


图 1 基本的 EMan 网络结构

Fig. 1 The basically EMan NN structure

$y(k)$  为  $k$  时刻的输出； $u(k)$  为  $k$  时刻的输入； $x(k)$  为  $k$  时刻的隐层状态； $x_{ij}(k)$  为  $k$  时刻隐层单元与关联单元之间的连接权值； $y_{ij}(k)$  为  $k$  时刻隐层单元与输出之间的连接权值； $u_i(k)$  为  $k$  时刻隐层单元与输入之间的连接权值，考虑到输入  $u(k)$  在送入输入单元之前具有

一步延时，隐层激活函数为线性，则 EMan 网络可表述为

$$v_i(k) = \sum_{j=1}^n x_{ij}(k-1)x_j(k-1) + u_i(k-1)u(k-1),$$

$$x_i(k) = f(v_i(k)), y(k) = \sum_{j=1}^n y_{ij}(k-1)x_j(k).$$

其能量函数定义为

$$V[x(k)] = -\frac{1}{2}x(k)W^x x(k) - x(k)W^u u(k) + \sum_{i=1}^n x_i(k) f_i^{-1}(\cdot) d.$$

在反馈网络中，输入信号决定反馈系统的初始状态，即网络的输出结果。稳定性是反馈神经网络最重要的问题之一。反馈神经网络是一个非线性动力学系统，其变换函数是一个有界函数，故系统的状态不会产生发散现象。在训练中，其状态演变过程是一种计算联想记忆或求解优化问题的过程，它的解并不需要去计算，只要构成这种反馈神经网络，适当地设计其连接权和输入就可找到系统稳定点，即能量函数的极小点。由反馈神经网络的变换函数的有界性，可证明其能量函数的收敛性，即系统经过有限时间后将达到能量极小点。

### 3 基于 EMan 神经网络的数据融合

#### 3.1 样本数据的获取

利用自然环境及简易温、湿度控制系统，在煤矿井下不同采煤点、不同深度得到不同温度、不同湿度的环境及超声波声速。设  $T$  为测试环境温度； $v$  为用温度补偿公式  $v = 331.4 \sqrt{1 + T/273}$  得出的超声波声速； $v_s$  为不同湿度下的实际超声波声速。超声波声速测空值见表 2。

可见，非常温、常湿时的声速与补偿

表 2 不同温度湿度下的超声波声速测定值

Table 2 The ultrasonic velocity of sound value under the different temperature and humidity m/s

温度 /	v	不同湿度下的实际速度 $v_s$				
		0	20%	40%	60%	80%
- 30	313.2	410.5	351.7	292.9	234.1	175.3
- 20	319.3	415.8	357.9	300.3	242.1	184.2
- 10	325.3	421.1	364.2	307.3	250.4	193.5
0	331.4	426.5	369.4	312.3	255.2	198.1
10	337.5	431.8	374.6	317.4	260.2	203.0
20	343.5	437.2	379.9	322.6	265.3	208.0
30	349.6	442.5	385.6	328.7	271.8	214.9
40	355.7	447.2	391.1	334.3	278.6	219.8

公式得到的值有很大差异. 而且, 当湿度不同时, 同一温度下的声速也有很大变化. 若将温度补偿得到的声速代入渡越法测距公式中, 距离越远, 引起的测量误差将越大, 发生事故的几率也越大.

### 3.2 融合的具体实现

(1) 神经网络设计 网络的结构主要包括: 网络的层数、每层的神经元数、初始权值的选取、学习速率. 这些参数所构成的网络性能直接影响到评价结果的可靠性. 层数选取. 理论上已经证明, 具有输入层、偏差和至少一个 S型隐含层加上一个线性输出层的网络, 能够逼近任何有理函数. 增加网络的层数可以提高网络的性能, 减少误差, 提高精度, 但同时使网络结构复杂, 增加了训练的时间. 因此要优先考虑增加隐含层的神经元数而不是增加网络层数来提高网络性能. 对本文要解决问题的复杂性进行分析后, 选用了典型的 3层网络, 即输入层、隐含层、输出层 (不同专家有不同的定义, 有的专家将输入单元也归为神经网络的一部分, 单为一层, 这次采用这种定义方式). 每层神经元数. 对于输入层, 本系统有温度、湿度两个输入向量, 那么输入层就有两个神经元; 输出层只有一个神经元 (速度); 对于中间隐含层神经元个数, 它是网络模型功能实现成功与否的关键. 神经元个数太少, 网络难以处理较复杂的问题; 反之, 神经元个数太多, 导致网络训练时间急剧增加, 而且过多的神经元还会导致网络训练过度, 将训练数据组中没有意义的信息也记忆在网络中, 难以建立正确的评价模型. 参考 Hecht - Nielsen指出的隐含层节点的数目为  $2N + 1$  ( $N$ 为输入的节点数) 这一理论, 又仿真比较了在不同神经元数目下网络性能后, 确定了隐含层神经元数目为 7.

从激活函数的特性上分析, 初始权值选取在  $(-1, 1)$  之间的随机数, 从而保证神经元的权值能够在它们的 S型激活函数变化最大之处进行调节. 学习速率在评价系统中一般选取  $0.01 \sim 0.80$ , 这里选为 0.05.

(2) 神经网络的建立 构造一个 Elman神经网络<sup>[6,7]</sup>:  $[w_1, b_1, w_2, b_2] = \text{initelm}(p, s_1, s_2)$ . 其隐含层的传递函数为 S型传递函数 "tansig", 输出层传递函数为线性函数 "purelin". 网络采用快速 BP 算法训练, 以便产生相应于输入矢量  $p$  的输出矢量  $t$ .  $w_1, b_1$  为 tansig层的权值和阈值;  $w_2, b_2$  为线性输出层的权值和阈值;  $s_1, s_2$  分别为隐层和输出层的神经元个数. Elman是一个 3层网络, 并且在第 1层有一个反馈环节, 其网络结构如图 2所示.

在网络设计中, 以标定的温度值和湿度值作为神经网络的输入, 以标定的超声波声速值作为网络的输出, 即网络有 2个输入 1个输出. 通过试训, 确定网络结构为 2 - 7 - 1, 因此初始化网络:  $[w_1, b_1, w_2, b_2] = \text{initelm}(p, 7, 1)$ . 将 0 时的样本作为网络检测用, 其余作为训练样本. 利用  $[w_1, b_1, w_2, b_2] = \text{trainelm}(w_1, b_1, w_2, b_2, p, t)$  训练网络, 训练参数取缺省值, 即训练最多步数为 500, 平方和误差指标为 0.01, 初始自适应学习率取 0.05. 神经网络的训练过程如图 3所示.

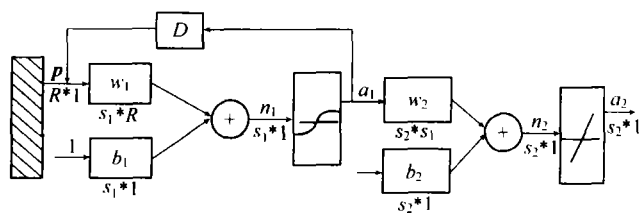


图2 Elman 网络结构  
Fig.2 Elman NN structure

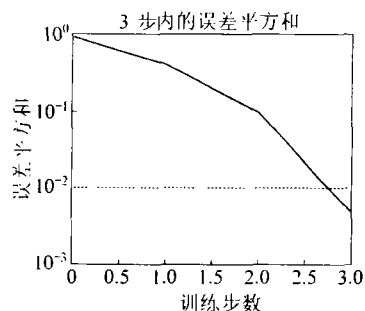


图3 网络训练过程  
Fig.3 NN training course

## 4 神经网络的应用及效果检验

在超声避障系统中加入温度和湿度传感器, 其测量值由电压值转换为相应的温度 (摄氏度)、湿度值后作为 Elman反馈神经网络的输入, 得到相应的网络输出值 (即声速值), 将超声波声速值存入指定单元. 每组超声波收发换能器数据的处理过程, 在停止计数器工作计算定时时间后, 得到该地址单元调用实

时获得的声速值, 进而根据公式  $D = vt/2$  得出障碍物距离. 表 3 为加入 EMan 反馈神经网络后的系统测量距离与实际距离的比较.

由表 3 中数据可见, 加入 EMan 反馈神经网络后, 测量误差明显减小. 系统的测量范围为 0.2 ~ 5.0 m.

表 3 测量值与实际值的比较 (加入 EMan 网络后)

项 目	实验次数					
	1	2	3	4	5	6
实际值	0.50	0.70	1.0	2.0	3.0	5.0
测量值	0.485 1	0.713 2	1.024 7	1.991 3	3.008 5	5.020 6

## 5 结 语

超声波传感器经过 EMan 反馈神经网络补偿后, 考虑了恶劣环境下温度、湿度对测量值的影响, 从而在很大程度上提高了测量精度. 加入 EMan 网络后, 系统的开支并未因此增加太多, 运算速度、检测速度基本上没有受到影响. 主要原因在于, 避障模块中的 5 组收发换能器可以共用 1 个网络, 即共享网络的输出结果——超声波声速值.

### 参考文献:

- [1] Doctor B. Kenewher, Doctor B. Anfiof Technological development trend and prospect of underground ore robot [J]. Australian Mining, 1994 (6): 34 ~ 35.
- [2] 童 峰, 许天增. 一种用于移动机器人导航的全向高精度超声测距处理方法 [J]. 中南工业大学学报, 2000 (1): 292 ~ 295.
- [3] 童 峰, 许肖梅, 许天增. 基于遗传算法的超声 LMS 自适应时延估计 [J]. 应用声学, 2000 (4): 292 ~ 295.
- [4] 司现军, 王志良. 移动机器人多传感器信息融合技术综述 [J]. 机电工程, 2004 (2): 1 ~ 5.
- [5] 陈奕琳. 特征识别 - 反馈型神经网络设计 [J]. 控制工程, 2005 (3): 141 ~ 143.
- [6] 施 阳, 李 俊. Matlab 语言工具箱 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 1998.
- [7] 楼顺天, 施 阳. Matlab 5. X 程序设计语言 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2000.

本刊讯: 据中国科学技术信息研究所 2005 年版中国科技期刊引证报告, 2004 年矿山工程技术类期刊总被引频次和影响因子排序见下表.

期刊名称	总被引 频次	学科内 排名	影响 因子	学科内 排名	期刊名称	总被引 频次	学科内 排名	影响 因子	学科内 排名
煤炭学报	630	1	0.414	3	矿产综合利用	137	12	0.169	14
矿物学报	461	2	0.591	1	探矿工程岩土钻掘工程	114	13	0.092	20
中国矿业大学学报	454	3	0.398	4	勘察科学技术	105	14	0.104	16
非金属矿	381	4	0.444	2	中国锰业	89	15	0.209	10
金属矿山	260	5	0.190	13	湖南科技大学学报	80	16	0.198	12
矿山机械	251	6	0.104	16	中国钨业	77	17	0.261	7
中国矿业	247	7	0.215	9	矿业研究与开发	69	18	0.124	15
矿产与地质	220	8	0.294	6	工矿自动化	54	19	0.094	19
煤田地质与勘探	219	9	0.218	8	铀矿冶	50	20	0.209	10
煤炭科学技术	188	10	0.101	18	有色金属矿山	34	21	0.075	21
中国非金属矿工业导刊	138	11	0.349	5					