基于小波神经网络的多传感器自适应融合算法

原 泉 董朝阳 王 青

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100191)

摘 要: 针对多传感器融合系统的非线性和不确定性,将小波分析与神经网络相结合,提出一种基于小波神经网络的多传感器自适应融合算法.融合系统包括扩展卡尔曼滤波器、小波神经网络、融合知识库以及航迹融合算法.该算法以分布式融合结构为基础,利用环境信息理论和测量方差归一化方法构建小波神经网络,并且通过数值样本训练小波神经网络,使其在融合过程中实时估计各传感器的信任度,再由融合知识库根据各传感器信任度来选择适合的航迹融合算法,最终得到全局状态估计.实验结果表明,提出的融合算法可以根据环境变化在线自适应融合来自多传感器的测量值,对不确定信息具有很好的融合能力.

关 键 词: 数据融合; 小波神经网络; 环境信息; 多传感器

中图分类号: TP 183

文献标识码: A **文 章 编 号**: 1001-5965(2008)11-1331-04

Adaptive fusion algorithm based on wavelet neural networks for multisensor measurement

Yuan Quan Dong Chaoyang Wang Qing

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: To solve the problems of nonlinear and uncertain fusion systems, an adaptive fusion algorithm based on wavelet neural networks(WNNs) for multisensor measurement was proposed. The fusion system consisted of extended Kalman filters(EKFs), WNNs, knowledge base(KB) and track-to-track fusion algorithms. Based on the distributed fusion method, sensor precision values, sensor states and the local estimation errors were transferred from sensors to WNNs to deduce the relevant sensor confidence degrees in the real-time process of data fusion. In order to obtain the sensor confidence degrees, contextual information theory and normalized variable method were introduced to WNNs and the experimental data were implemented to train WNNs. According to the rules about the sensor confidence degrees, KB made decisions to select suitable track-to-track fusion algorithms. Simulation results show that the algorithm can effectively adjust the system to adapt contextual changes and has strong fusion capability in resisting uncertain information.

Key words: data fusion; wavelet neural networks; contextual information; multisensor

随着电子干扰及红外干扰技术的不断发展,基于多传感器的数据融合系统变得日益复杂.然而,目前对多传感器融合的研究主要是基于系统中所有传感器均正常工作的假设,而忽略各种不确定因素的影响.因此,研究基于多传感器的不确定信息融合问题具有重要的理论和实际意义.

小波神经网络是结合小波理论和人工神经网络的思想而构造的一种新的神经网络模型[1],国内外学者与工程设计人员对基于小波神经网络的融合算法进行了大量研究并取得了一定成果.文献[2]提出了基于多分辨率小波网络-BP神经网络-D-S证据理论信息融合模型的故障诊断方法;

收稿日期: 2007-11-22

基金项目: 北京航空航天大学博士研究生创新基金资助项目(400370)

作者简介: 原 泉(1978—),男,黑龙江哈尔滨人,博士生,yuanquan@asee.buaa.edu.cn.

文献[3]提出了基于信息融合的集成小波神经网络故障诊断系统.由于充分利用了小波神经网络的特性,这一类融合算法都得到了很好的应用.

本文结合传感器环境信息理论和归一化方法,针对多传感器数据融合系统复杂的工作环境,提出了一种基于小波神经网络的多传感器自适应融合算法.由于这种小波神经网络具有良好的时频局部化特性和自适应的学习能力,将其应用于多传感器跟踪系统,可以有效地提高系统的跟踪精度.本文提出的算法与传统的多传感器融合算法相比具有较好的跟踪效果,克服了传统的多传感器融合算法易受外界干扰、目标跟踪误差大等缺点.

1 基于小波神经网络的融合算法

针对多传感器融合算法易受外界干扰、目标跟踪误差大等缺点,本文提出了基于小波神经网络的多传感器自适应融合算法.该算法以分布式融合结构为基础,在融合过程中实时估计各传感器的信任度,再由融合知识库根据各传感器信任度来选择适合的航迹融合算法,最后得到全局状态估计.融合系统主要包括4部分:扩展卡尔曼滤波器、小波神经网络、融合知识库以及航迹融合算法.其融合结构如图1所示.

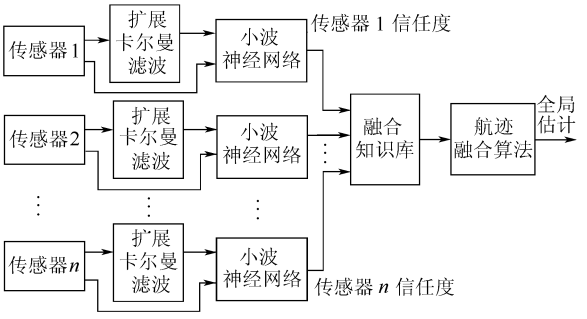

图1 基于小波神经网络的多传感器融合算法结构图

扩展卡尔曼滤波算法实质上是一种在线线性化的算法,即按名义轨线进行线性化处理,再利用卡尔曼滤波公式进行计算,利用观测值不断地修正预测值,同时也对未知的或不确切知道的系统模型参数和噪声统计参数进行估计和修正.

小波神经网络是构成融合系统的重要组成部分,它用来估计各传感器的信任度.本文采用紧致型结合方式,即用小波函数和尺度函数构成神经元.本文所研究的小波神经网络选择两个变量:环境信息变量和测量方差归一化变量,作为小波神经网络的输入变量.环境信息变量描述传感器数据的可用性,测量噪声方差归一化变量描述传感器的测量精度.以下具体说明两个输入变量的定义.

1) 环境信息变量

环境信息变量描述传感器数据的可用性,在融合系统中通过引入环境信息变量对传感器数据进行分析,可以增强适应环境的传感器测量信息,弱化不适应环境的传感器信息,确保融合过程适应该环境.

在多传感器融合过程中,传感器的测量数据将不可避免地受到环境的影响,因此可以利用环境信息监控传感器状态,定义环境信息变量$d_i(k)$理论上服从自由度为l的χ^2分布,根据标准的χ^2分布表和统计实验[4],基于不同置信水平可以定义传感器的有效域:如果环境信息变量值大于预先定义的阈值t_p,则传感器测量数据不可用,在融合过程中忽略该传感器的信息;只有在环境信息变量值小于阈值t_p时,才认为该传感器工作正常.对于多传感器融合系统,定义环境空间$d=(d_1,d_2,\cdots,d_n)$,其中d_i为第i个传感器环境信息变量值,$i=1,2,\cdots,n$.

2) 测量方差归一化变量

测量方差归一化变量描述多传感器的相对测量精度,将其作为小波神经网络的输入变量是为了在融合过程中充分利用精度高的传感器信息.在融合过程中当传感器之间的测量方差相差很大时,可以忽略精度低的传感器测量值,而充分利用精度高的传感器信息.由于测量方差为传感器的固有属性,因此在图1中将测量方差归一化变量直接从传感器端传递到小波神经网络模块作为输入.为了描述传感器的相对测量精度,对跟踪系统中多传感器的方位角测量方差$\sigma_{\varphi_1}^2,\sigma_{\varphi_2}^2,\cdots,\sigma_{\varphi_n}^2$进行如下归一化处理:

$$\left.\begin{aligned} h_{\varphi_1}&=\sigma_{\varphi_1}^2/(\sigma_{\varphi_1}^2+\sigma_{\varphi_2}^2+\cdots+\sigma_{\varphi_n}^2)\\ h_{\varphi_2}&=\sigma_{\varphi_2}^2/(\sigma_{\varphi_1}^2+\sigma_{\varphi_2}^2+\cdots+\sigma_{\varphi_n}^2)\\ &\vdots\\ h_{\varphi_n}&=\sigma_{\varphi_n}^2/(\sigma_{\varphi_1}^2+\sigma_{\varphi_2}^2+\cdots+\sigma_{\varphi_n}^2) \end{aligned}\right\} \tag{1}$$

$$h_{\varphi_1}+h_{\varphi_2}+\cdots+h_{\varphi_n}=1 \tag{2}$$

其中,φ_i表示第i个传感器测量的方位角信息;$\sigma_{\varphi_i}^2=D(Z_i(k))$,$Z_i(k)$代表第$i$个传感器测量值;$h_{\varphi_i}$为第$i$个传感器的方位角测量方差归一化变量,它描述了传感器角度相对测量精度,$i=1,2,\cdots,n$.

小波神经网络的输出变量为传感器信任度f_i,$i=1,2,\cdots,n$,其值在[0,1]范围内.对于任意一组输入$[d_i,h_{\varphi_i}]$,对应唯一的输出f_i.为了训练

小波神经网络,需要借助数值样本来描述输入、输出关系,小波神经网络可对输入输出数据进行多分辨率的学习训练,经过训练的小波神经网络就能够对输入的信号准确做出响应.

2　融合知识库及航迹融合算法

融合知识库也是融合系统的重要组成部分,它根据所得到的各传感器信任度来选择航迹融合算法.知识库的输入为传感器信任度,输出为融合算法种类.以两个传感器为例,根据其不同的工作状态,融合算法分为 4 种:

1) 两传感器均正常工作,且传感器测量精度相近时,融合算法为标准的 Bar-Shalom 航迹融合算法[5],如下式所示:

$$\left.\begin{aligned}\hat{X}(k\mid k)&=\hat{X}_1(k\mid k)+(P_1-P_{12})(P_1+P_2-\\&\quad P_{21}-P_{12})^{-1}(\hat{X}_2(k\mid k)-\hat{X}_1(k\mid k))\\P(k\mid k)&=P_1-(P_1-P_{12})(P_1+P_2-\\&\quad P_{21}-P_{12})^{-1}(P_1-P_{21})\end{aligned}\right\}\tag{3}$$

2) 传感器 2 不能正常工作,或其测量精度较低时,融合算法忽略其信息,全局估计值为传感器 1 估计值:

$$\left.\begin{aligned}\hat{X}(k\mid k)&=\hat{X}_1(k\mid k)\\P(k\mid k)&=P_1(k\mid k)\end{aligned}\right\}\tag{4}$$

3) 传感器 1 不能正常工作,或其测量精度较低时,融合算法忽略其信息,全局估计值为传感器 2 估计值:

$$\left.\begin{aligned}\hat{X}(k\mid k)&=\hat{X}_2(k\mid k)\\P(k\mid k)&=P_2(k\mid k)\end{aligned}\right\}\tag{5}$$

4) 当两传感器均不能正常工作时,全局估计值根据前一时刻的估计值得到.具体公式如下:

$$\left.\begin{aligned}\hat{X}(k\mid k)&=\hat{X}(k\mid k-1)=\\&\quad F(k\mid k-1)\hat{X}(k-1\mid k-1)\\P(k\mid k)&=P(k/k-1)=\\&\quad F(k\mid k-1)P(k-1\mid k-1)\cdot\\&\quad \boldsymbol{F}^{\mathrm{T}}(k\mid k-1)+\boldsymbol{Q}(k-1)\end{aligned}\right\}\tag{6}$$

其中,$\hat{X}_1(k|k)$和 $\hat{X}_2(k|k)$分别为传感器 1 和传感器 2 的估计值;$P_1(k|k)$和 $P_2(k|k)$分别为传感器 1 和传感器 2 的方差,并用 P_1 和 P_2 表示;$\hat{X}(k|k)$和 $P(k|k)$为融合后估计值及方差;$P_{12}(k|k)$和 $P_{21}(k|k)$分别为两传感器的相关估计方差,并用 P_{12}和 P_{21}表示;$\boldsymbol{F}$ 为状态转移矩阵;$Q(k-1)$为前一时刻高斯白噪声的协方差.

算法的选择由融合知识库决定,它由传感器信任度的区别参数建立,包括可用性参数 T_1 和相对性参数 T_2.知识库由多条实现算法选择的推理规则组成.对于传感器信任度参数的数学描述,可做数字化可辨性转换,也可以直接按经验设定区别参数,这里采用后一种方法.令 $T_1=0.15$,$T_2=0.25$.融合知识库规则表如表 1 所示,根据表 1 中的融合规则,通过推理可以选择适合的融合算法,最终得到全局估计.

表 1　融合知识库规则表

两传感器信任度规则	融合算法
$f_1>T_1, f_2>T_1, \lvert f_1-f_2\rvert\leqslant T_2$	1
$f_1\geqslant f_2>T_1, \lvert f_1-f_2\rvert>T_2$	2
$f_2>f_1>T_1, \lvert f_1-f_2\rvert>T_2$	3
$f_1>T_1, f_2\leqslant T_1$	2
$f_1\leqslant T_1, f_2>T_1$	3
$f_1\leqslant T_1, f_2\leqslant T_1$	4

该方案的优点是,将小波分析和神经网络互相结合,系统不仅对测量信号具有多分辨率分析的能力,同时也具有很强的自适应学习能力[6],适于处理复杂环境中的融合问题,是一种处理不确定信息的有力工具.

3　仿真实验与结果分析

本节对以上提出的融合算法进行仿真分析:首先对小波神经网络进行训练,训练中选择 35 个样本,训练样本包括传感器的环境信息变量和测量方差归一化变量,以及对应的传感器信任度,给定误差为 0.01,采用快速 BP 学习算法,利用 MATLAB 提供的 trainbpx 函数训练前向网络.快速 BP 算法采用了动量法和学习率自适应调整的策略,该算法一方面可以缩短训练时间,另一方面可以快速找到更优解.由于小波神经网络可以对输入数据进行很好的训练,在训练之后,可将传感器的信任度传递到融合知识库中,从而在克服多种干扰和不确定因素对融合系统的影响方面达到很好的效果.

本文以主动雷达/红外成像融合系统为背景,将已经训练好的小波神经网络应用于融合系统进行仿真分析.仿真中,假设目标在三维直角坐标系中作匀速直线飞行,起始位置为[5 000,2 000,3 000]m,以速度[20,20,20]m/s 飞行,仿真时间为 30 s.测量采样周期为 0.01 s,雷达传感器噪声统计特性为:距离测量误差标准偏差 $\sigma_{R_r}=10$ m,角度测量误差标准偏差为 $\sigma_{R_\theta}=\sigma_{R_\varphi}=0.03$ rad,红外传感器角度误差标准偏差为 $\sigma_{I_\theta}=\sigma_{I_\varphi}=0.02$ rad.在 10～15 s 间,雷达由于受到干扰,其

噪声统计特性发生变化，测量标准偏差为初始值的3倍.在6 s和19 s时，红外传感器出现短暂故障，各有两个采样时刻获得的测量数据有误.图2～图4分别为采用本文提出的算法和标准的Bar-Shalom融合算法对飞行目标进行仿真后得到的位置误差曲线.



图2 x 轴位置估计误差曲线

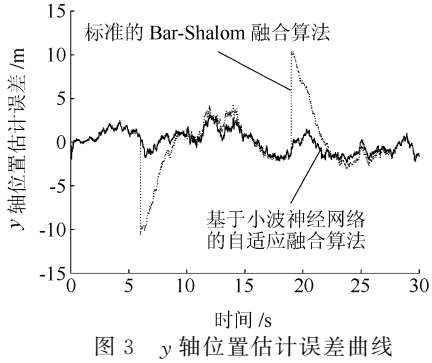

图3 y 轴位置估计误差曲线

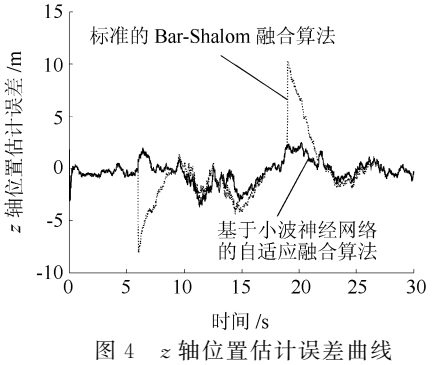

图4 z 轴位置估计误差曲线

在图2～图4中，在前6 s，两传感器均工作正常，由小波神经网络计算得到它们的信任度，再通过知识库的判断，选择了融合算法1，因此两种方法得到的融合曲线基本重合；在10～15 s间，雷达传感器受到干扰，测量噪声方差增大为初始值的9倍，经过推理雷达测量值在融合中被忽略，因此自适应融合算法得到的估计精度高于标准的Bar-Shalom融合算法；在6 s和19 s时，红外传感器出现暂时性故障，各有两个周期的测量数据有误，此时红外传感器的局部位置估计误差很大，其值不可用，Bar-Shalom融合算法由于不检测传感器的状态，在融合算法中利用了红外的数据，因此测量精度大大降低，估计值偏离了真实的位置，而本文的融合算法经过推理将红外测量值忽略，估计值接近真实的航迹.

4 结束语

针对多传感器融合系统，工作环境复杂，存在多种干扰和不确定因素的情况，本文结合小波神经网络理论提出复杂环境中的多传感器自适应融合算法.融合算法中利用小波神经网络进行传感器信任度估计，增强了系统处理不确定信息的能力.仿真分析表明，训练好的小波神经网络可以正确估计传感器的信任度，融合知识库根据不同传感器的信任度确定不同的融合算法，使得融合系统可以很好地适应环境变化.

参考文献（References）

[1] Zhang Jun, Walter G, Miao Y. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1995, 43(6): 1485－1497

[2] 李冬辉，周巍巍.基于多分辨率小波网络-BP神经网络-D-S证据理论信息融合模型的直流系统故障诊断方法[J].电网技术，2004，28(24)：16－20
Li Donghui, Zhou Weiwei. DC system grounding fault diagnosis method based on data fusion model of MRNN-BPN-DS [J]. Power System Technology, 2004, 28(24): 16－20(in Chinese)

[3] 罗跃纲，陈长征，曾海泉，等.基于信息融合的集成小波神经网络故障诊断[J].东北大学学报(自然科学版)，2002，23(8)：802－805
Luo Yuegang, Chen Changzheng, Zeng Haiquan, et al. Integrated wavelet neural networks in fault diagnosis based on information fusion[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2002, 23(8): 802－805(in Chinese)

[4] Francois Caron, Emmanuel Duflos, Denis Pomorski, et al. GPS/IMU data fusion using multisensor Kalman filtering: introduction of contextual aspects[J]. Information Fusion, 2006, 7(2): 221－230

[5] Bar-Shalom Y, Campo L. The effect of the common process noise on the two-sensor fused-track covariance[J]. IEEE Transactions on Aerospace Electronic Systems, 1986, 22(11): 803－805

[6] 魏东，马瑞平，张明廉，等.基于神经网络的自适应非线性控制及仿真研究[J].北京航空航天大学学报，2004，30(3)：217－221
Wei Dong, Ma Ruiping, Zhang Minglian, et al. Artificial-neural-network-based nonlinear adaptive control and simulation[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2004, 30(3): 217－221(in Chinese)

（责任编辑：赵海容）