

文章编号: 1000-582X(2012)04-072-05

粒子滤波和 ANFIS 级联滤波的去噪技术

刘宇¹, 曾燎燎¹, 路永乐¹, 黎蕾蕾², 潘英俊²

(1. 重庆邮电大学 光纤通信重点实验室, 重庆 400065;
2. 重庆大学 光电技术及系统教育部重点实验室, 重庆 400044)

摘 要:为实现实际应用中的非线性、非高斯系统中的状态估计, 结合粒子滤波非线性估计的优势和自适应神经模糊推理系统(ANFIS)的非线性逼近功能, 建立了 ANFIS-粒子滤波模型。该模型首先通过 ANFIS 消除测量信号中有色噪声的影响, 再运用粒子滤波实现对状态的最优估计, 从而进一步提高估计精度。仿真结果表明 ANFIS 与 PF 的级联滤波较单一的粒子滤波均值减少了 65%, 方差减小了 74.4%。ANFIS-粒子滤波对于强非线性系统的噪声消除效果显著, 使状态估计精度得到了较大提高, 证明了该级联滤波模型的有效性。

关键词:非线性系统; 信息处理; ANFIS; 粒子滤波; 级联滤波模型;

中图分类号: V241.5

文献标志码: A

Denoising technique based on cascaded filtering of particle filter and ANFIS

LIU Yu¹, ZENG Liao-liao¹, LU Yong-le¹, LI Lei-lei², PAN Ying-jun²

(1. Optical Communication Technology Institute, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, P. R. China; 2. Key Laboratory of Optoelectronic Technology & System Ministry of Education, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China)

Abstract: For the practical application of nonlinear, non-Gaussian noise system state estimation, this paper develops the ANFIS- Particle filter cascaded filtering model based on the adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS) nonlinear approximation function and particle filter's obvious advantages for non-linear state estimation. ANFIS is used to eliminate the bias in the colored noise of the signal, then the filtered signal is processed by the particle filter to realize the optimal state estimation. The simulation results demonstrate that with the cascade filter model the mean and variance are reduced by 65% and 74% respectively, ANFIS-particle filter model has significant noise cancellation effect for strongly nonlinear systems, and the state estimation accuracy has been greatly enhanced, which verifies the effectiveness of the proposed model.

Key words: non-linear system; information processing; adaptive neuro-fuzzy inference system(ANFIS); particle filter; cascade filter model;

收稿日期: 2011-10-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51175535; 60907041); 重庆市科委国际合作类攻关项目(2011GZ0017); 重庆市自然科学基金重点资助项目(CSTC, 2012jjB4003); 重庆市教委科研基金资助项目(KJ110507)

作者简介: 刘宇(1972-), 男, 重庆邮电大学副教授, 博士, 主要从事惯性传感及信号处理方向研究, (Tel)023-62460380; (E-mail)liuyu_cqupt@Yahoo.com.cn.

潘英俊(联系人), 男, 重庆大学教授, 博士生导师, (E-mail)PYJ@cqu.edu.cn.

自适应神经模糊推理系统(ANFIS)是将模糊推理系统与神经网络相结合的产物,它兼有两者的优良特性^[1]。基于ANFIS的Takagi-Sugeno型模糊逻辑控制器具有更好的控制性^[2],模糊if-then规则无需精确的定量分析系统模型和预先确定模型结构,同时具有神经网络的学习能力和优化能力^[1,3-4],ANFIS作为一种颇具特色的神经网络^[5],是通用的万能逼近器,因此,它在自适应信号处理方面也有着重要的应用价值,采用ANFIS作为非线性系统观测器的建模工具,以逼近非线性系统噪声^[6],可以达到滤除噪声,提高测量精度的目的。

粒子滤波算法是近年来使用较多的一种贝叶斯次优估计算法^[7],其突出优势就在于对复杂问题的求解,比如高维的非线性、非高斯动态系统的状态递推估计或概率推理问题^[8-9]。同时由于该方法计算简单,且从理论上讲可以解决任何非线性非高斯问题,相对于常用的扩展卡尔曼滤波算法(只适用于高斯情况)通用性更强^[10-11],因而该算法已在国内外得到广泛重视,并成功应用于目标跟踪、故障检测、导航制导、信号处理等多个领域^[12-14]。

对于实际应用系统,往往存在非线性误差。目前,多种滤波技术相融合的滤波方式成为了新的研究热点。Rao-Blackwellized粒子滤波将卡尔曼滤波与粒子滤波相结合,分解系统模型,减小粒子滤波的估计维数^[15];小波去噪与粒子滤波的融合使用也广泛地应用于图像处理的研究中^[16]。文中针对非线性系统的特性,充分利用ANFIS和粒子滤波在非线性和系统信号处理的优势,采用ANFIS和粒子滤波的级联滤波模型,首先利用ANFIS的非线性逼近功能,对非线性动态建模,复现有色噪声,然后从测量信号中消去有色噪声得到有用信号,减小了测量信号中非线性误差的影响。将此测量信号再次进行非线性建模,运用粒子滤波进行状态最优估计,从而达到最大程度消除非线性误差的目的。

1 ANFIS 滤波

1.1 ANFIS 滤波的原理和结构

文中采用的ANFIS基于Takagi-Sugeno的模糊系统^[1-2],同时运用混合型学习方法:将梯度下降法和最小二乘估计(Least Squares Estimate, LSE)相结合以确定参数,其中,最小二乘估计运用在正推计算中,以使实际状态与自适应网络中的期望状态的误差最小。在逆推计算中,误差率沿输出端向输入端传播,由梯度下降法实现参数更新。这种混合训练准则大大降低了梯度下降搜索的维数,减小了

收敛时间。

假设此模糊推理系统输入为 x 和 y ,输出为 z ,包含2条Takagi-Sugeno的模糊规则。

规则1:If x is A_1 and y is B_1 then $f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1$

规则2:If x is A_2 and y is B_2 then $f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$

由此可得此模糊推理的等效ANFIS结构图。其结构与功能可参考文献[1]。对ANFIS进行训练时,动态地调整待定的特征参数,以实现自适应学习,从而能使网络更准确地描述输入与输出数据之间的映射关系。

1.2 模糊自适应消噪原理

利用ANFIS建模逼近有色噪声时,可假设噪声非线性特性的阶次已知。虽然实际的噪声有时是多阶的,但高于2阶次的噪声对系统的影响很小,因此只需考虑其中某些重要的阶次,比如2阶噪声。故可设输入的可测量噪声为 $n_1(k)$ 和 $n_1(k-1)$,它经过未知的非线性动态特性 $f(\cdot)$ 产生了畸变噪声 $n_2(k)$,模糊自适应消噪原理如图1所示。 $s(k)$ 为有用信号,故检测到的信号是有色噪声的混合和噪声源分量,可表示为 $d(k) = s(k) + f(n_1(k), n_1(k-1))$ 。信号滤波的目标就是消除噪声,即从测量信号 $d(k)$ 中提取出有用信号 $s(k)$ 。训练数据中的输出原本应为有色噪声,但是不能直接得到它,故用测量信号来代替,这是因为假定有用信号 $s(k)$ 与噪声不相关,ANFIS的训练试图使其输出逼近于 $d(k)$,它可以对未知的非线性函数 $f(n_1(k), n_1(k-1))$ 进行建模,但对有用信号 $s(k)$ 无能为力,因此最终得到的是有色噪声的逼近。最后可从测量信号中将有色噪声消去。

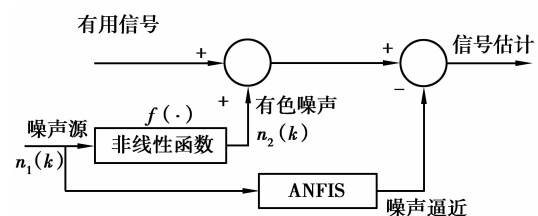


图1 噪声消除的模糊滤波原理

2 粒子滤波算法

粒子滤波(Particle Filter, PF)基于蒙特卡罗方法和贝叶斯理论^[17-18],通过直接抽样自状态空间的称之为粒子的一系列独立随机变量来表示后验概

率,并用新的观测数据来更新后验概率。

考虑以下非线性系统

$$x_k = f_k(x_{k-1}, u_{k-1}, w_k), \quad (1)$$

$$y_k = h_k(x_k, v_k), \quad (2)$$

式中: w_k, v_k 分别为相互独立的系统和测量的白噪声,其统计特性已知,设其概率密度函数分别为 $p(w_k), p(v_k)$; u_k 为确定性的控制输入量,系统状态初值分布独立于以上 2 种噪声,其概率密度函数为 $p(x_0)$ 。

假设选取 N 个随机样本点, 0 至 k 时刻系统的后验概率密度为 $p(x_{0:k} | z_{1:k})$, $\{x_{0:k}^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 是表征条件后验概率密度分布 $p(x_{0:k} | z_{1:k})$ 的随机粒子

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{1}{N} \sum \delta_{x_k}^{(i)}(x_k), \quad (3)$$

其中: $\delta(\cdot)$ 为点 x 处的狄拉克函数; w_k^i 为采样点权值。

最优非线性滤波的核心问题是寻找一组随机样本条件后验概率密度分布 $p(x_k | z_{1:k})$ 近似(其中 $z_{1:k} = \{z_1, \dots, z_k\}$), 以样本均值代替 $E[g(x_k) | z_{1:k}]$, 由贝叶斯公式, 有

$$p(x_k | z_{1:k}) = \frac{p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1})}{\int_{-\infty}^{+\infty} p(z_k | x_k) p(x_k | z_{1:k-1}) dx_k}, \quad (4)$$

由式(3)和式(4)可得 $g(x_k)$ 条件期望

$$E[g(x_k) | y_{1:k}] = \int g(x_k) p(x_k | y_{1:k}) dx_k, \quad (5)$$

可用如下形式逼近表示

$$\bar{g}(x_k) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_k^{(i)}). \quad (6)$$

由于直接从 $p(x_k | z_{1:k})$ 产生粒子比较困难, 引入重要性密度函数 $q(x_k | y_{1:k})$, 于是式(5)可写为

$$E(g(x_k) | y_{1:k}) = \int g(x_k) \frac{p(y_{1:k} | x_k) p(x_k)}{p(y_{1:k}) q(x_k | y_{1:k})} \times q(x_k | y_{1:k}) dx_k, \quad (7)$$

记 $w(x_k) = \frac{p(y_{1:k} | x_k) p(x_k)}{q(x_k | y_{1:k})}$, 即重要性权函数,

则有

$$p(y_{1:k}) = \int w(x_k) q(x_k | y_{1:k}) dx_k, \quad (8)$$

可得

$$E(g(x_k) | y_{1:k}) = \frac{\int [g(x_k) w(x_k)] q(x_k | y_{1:k}) dx_k}{\int w(x_k) q(x_k | y_{1:k}) dx_k}, \quad (9)$$

当从 $q(x_k | y_{1:k})$ 抽样得到 N 个独立同分布的粒子 $\{x_k^{(i)}\}_{i=1}^N$, 式(6)可写为

$$\bar{g}(x_k) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N g(x_k^{(i)}) w(x_k^{(i)})}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w(x_k^{(i)})} = \sum_{i=1}^N g(x_k^{(i)}) \tilde{w}(x_k^{(i)}), \quad (10)$$

其中 $\tilde{w}(x_k^{(i)})$ 为归一化权值的划分。

3 仿真实例及结果分析

下面通过一个经典的非线性系统算例的来验证此级联滤波模型的有效性。

$$x_k = f(x_{k-1}, \bar{u}_k) = \alpha x_{k-1} + \beta \frac{x_{k-1}}{1 + x_{k-1}^2} + \bar{u}_k, \quad (11)$$

$$y_k = \frac{x_k^i}{20} + v_k^i, \quad (12)$$

这里 u_k 和 v_k 是均值为 0, 方差为 1 的高斯白噪声, $\alpha = 0.5, \beta = 25, \gamma = 8, N = 200$ 。其中 $\bar{u}_k = \gamma \cos(1.2(k-1)) + u_k$ 为时变噪声。先验概率密度函数为 $N(0, 5)$ 。此系统具有强非线性, 且过程方程为时变方程。

首先, 根据测量信号, 由 ANFIS 可得到逼近的模糊噪声, 如图 2 所示。

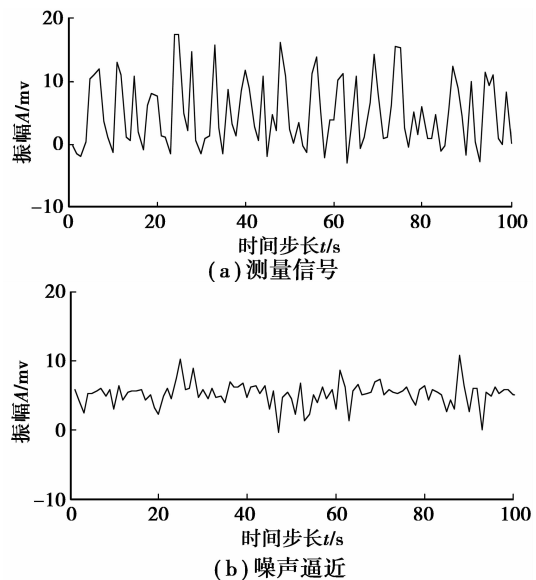


图 2 测量信号和 ANFIS 产生的噪声逼近

将噪声滤除后所得到的信号估计与原始测量信号进行对比, 可得到图 3。

将 ANFIS 滤波后恢复的信号经过粒子滤波的状态估计值与真值比较, 同时将不经过 ANFIS 去噪的测量信号直接通过粒子滤波, 可得到 2 种滤波的效果比较图, 如图 4 所示。

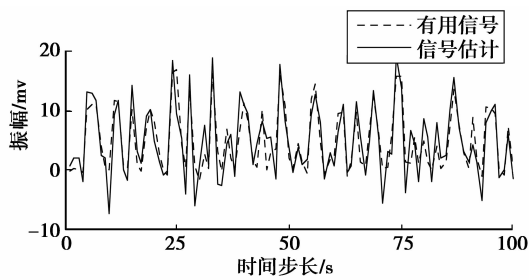


图3 原始信号和经 ANFIS 滤波后恢复的信号估计

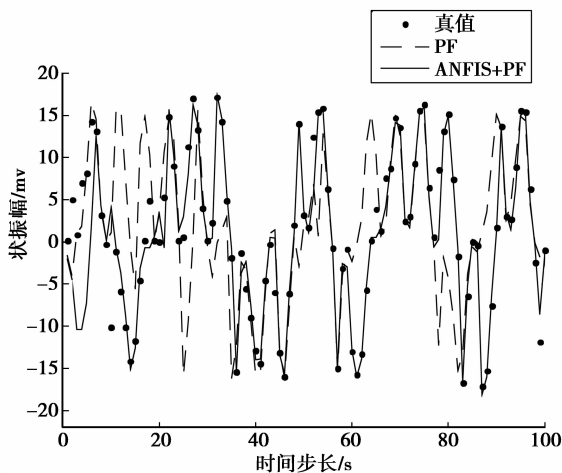


图4 PF与PF+ANFIS级联滤波的效果比较图

将上述2种滤波方式与真值比较所得的误差绘图,如图5所示。

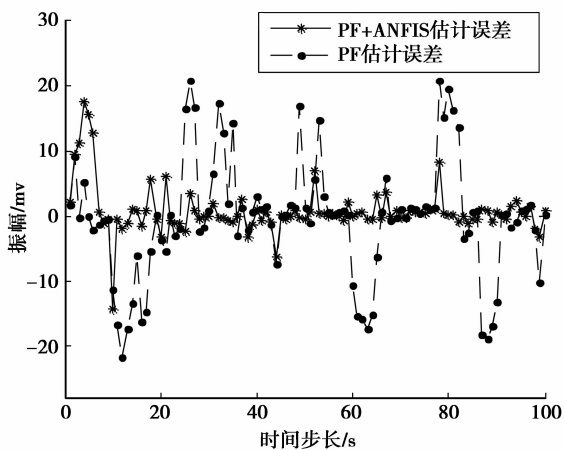


图5 ANFIS与PF估计误差比较

由图4、5可知级联滤波模型的精度要显著高于单一的粒子滤波进行的状态估计,由于ANFIS较好地复现了有色噪声,使得测量信号中非线性误差的

影响较大程度降低,再结合粒子滤波非线性估计的优势,从而更好地提高了估计精度,抑制了非线性系统中的动态误差。

表1为2种算法的均值和方差的比较,ANFIS与PF的级联滤波均值较单一的粒子滤波减少了65%,方差减小了74.4%,由此证明了该级联滤波模型抑制噪声的有效性。

表1 均值与方差比较

滤波模型	均值	方差
PF	9.475	0.879 69
PF+ANFIS	3.319 9	0.26
减小值	65%	74.4%

4 结论

ANFIS结合了神经网络和模糊推理系统的优点,可以逼近任何线性或非线性的系统、平稳或非平稳时序,将其运用到非线性系统的消噪处理当中,抑制输出数据噪声和干扰,还原有用信号。同时运用粒子滤波适用于非线性系统状态估计的特点,对ANFIS的滤波信号再次进行非线性建模和滤波,实现对状态变量的最优估计,仿真结果表明:级联滤波模型能取得比单一粒子滤波更好的滤波效果,是一种消除非线性噪声的有效方法。

参考文献:

- [1] JANG J S R. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1993, 23(3): 665-685.
- [2] TAKAGI T, SUGENO M. Fuzzy identification of systems and applications to modeling and control[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1985, 15(1): 116-132.
- [3] LIU M, DONG M Y, WU C, et al. A new ANFIS for parameter prediction with numeric and categorical inputs[J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2010, 7(3): 645-653.
- [4] 刘海颖,王惠南.基于ANFIS自调整EKF的微卫星姿态确定研究[J].宇航学报,2006,27(6):1238-1260. LIU HAI-YING, WANG HUI-NAN. Micro-satellite attitude determination based on ANFIS self-tuning EKF[J]. Journal of Astronautics, 2006, 27(6): 1238-1260.
- [5] CASTRO J L. Fuzzy logic controllers are universal approximators[J]. IEEE Transactions on Systems,

- Man and Cybernetics, 1995, 25(4): 629-635.
- [6] 伦淑娴, 张化光. 基于自适应模糊神经网络的多传感器噪声抵消器[J]. 控制与决策, 2004, 19(6): 667-670.
LUN SHU-XIAN, ZHANG HUA-GUANG. Noise cancellation based on adaptive fuzzy neural networks algorithm for multi-sensory signals[J]. Control and Decision, 2004, 19(6): 667-670.
- [7] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [8] GUSTAFSSON F. Particle filter theory and practice with positioning applications[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2010, 35(7): 53-82.
- [9] 杜正聪, 唐斌, 李可. 混合退火粒子滤波器[J]. 物理学报, 2006, 53(3): 999-1004.
DU ZHENG-CONG, TANG BIN, LI KE. The hybrid annealed particle filter[J]. ACTA Physica Sinica, 2006, 55(3): 999-1004.
- [10] ZHOU J, PEI F J, ZHENG L F, et al. Nonlinear state estimating using adaptive particle filter [C]// Proceedings of the 7th World Congress on Intelligent Control and Automation, June 25-27, 2008, Chongqing, China. [S. l.]: IEEE Press, 2008: 6377-6380.
- [11] MUSTIERE F, BOLIC M, BOUCHARD M. Speech enhancement based on nonlinear models using particle filters[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 20(12): 1923-1937.
- [12] 康莉, 谢维信, 黄敬雄. 基于 unscented 粒子滤波的红外弱小目标跟踪[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(1): 1-4.
KANG LI, XIE WEI-XIN, HUANG JING-XIONG. Tracking of infrared small target based on unscented particle filtering [J]. Systems Engineering and Electronics, 2007, 29(1): 1-4.
- [13] GEORGY J, NOURELDIN A, KORENBERG M J, et al. Low-cost three-dimensional navigation solution for RISS/GPS integration using mixture particle filter[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(2): 599-615.
- [14] HOFFMANN G M, TOMLIN C J. Mobile sensor network control using mutual information methods and particle filters[J]. IEEE Transactions on Automatic Control, 2010, 55(1): 32-47.
- [15] LI P, GOODALL R, KADIRKAMANATHAN V. Estimation of parameters in a linear state space model using a Rao-Blackwellised particle filter[J]. IEEE Proceedings of Control Theory and Applications, 2004, 151(6): 727-738.
- [16] GLEICH D, DATCU M. Wavelet-based SAR image despeckling and information extraction using particle filter[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(10): 2167-2184.
- [17] WU H, SUN F C, LIU H P. Fuzzy particle filtering for uncertain systems[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2008, 16(5): 1114-1129.
- [18] 赵琳, 聂琦, 高伟. 基于 MCMC 方法的正则粒子滤波算法及其应用[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(10): 2156-2162.
ZHAO LIN, NIE QI, GAO WEI. Regularized particle filtering algorithm and its application based on MCMC method[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2008, 29(10): 2156-2162.

(编辑 陈移峰)