

非线性系统智能状态估计研究进展与展望

齐国元^{1,2}, 陈增强¹, 袁著社¹

(1. 南开大学 自动化系, 天津 300071; 2. 天津科技大学 自动化系, 天津 300222)

摘要: 综述了近年来基于智能方法的非线性系统滤波器和观测器的设计方法. 关于滤波器, 一方面介绍了基于智能方法辨识系统模型而设计的间接滤波器, 分析了模型偏差修正的重要性; 另一方面探讨了基于智能方法设计的直接滤波器的研究进展. 关于观测器, 重点介绍了基于神经网络的广义 Luenberger 观测器的设计方法, 总结了该观测器稳定性和鲁棒性的理论分析结果, 并进一步介绍了适用范围更广的智能自适应鲁棒观测器的设计方法. 最后, 对非线性估计问题的进一步研究提出了几点展望.

关键词: 扩展卡尔曼滤波; 基于智能方法滤波器; 基于智能方法观测器; 广义预测滤波(GPF); 非线性系统
中图分类号: TP13 **文献标识码:** A

Evolution and prospect of intelligent state estimation for nonlinear system

QI Guo-yuan^{1,2}, CHEN Zeng-qiang¹, YUAN Zhu-zhi¹

(1. Department of Automation, Nankai University, Tianjin 300071, China;

2. Department of Automation, Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222, China)

Abstract: The approaches of designing intelligent-based filters and observers for nonlinear system were summarized. For filters, on the one hand the designed indirect filters were introduced which are based on intelligence method to identify the model of the system and the significance of modification of the model errors was discussed. On the other hand, the evolution of direct filter based on intelligence was analyzed. As for observers, focus was laid on introducing the designing methods for generalized Luenberger observer based on neural networks, and the analytic findings of stability and robustness of the observer were outlined as well. Furthermore, intelligent-based adaptive robust observers were introduced that can be applied in wide range. Finally, some prospects of further research for the nonlinear state estimation were proposed.

Key words: extended Kalman filter; intelligent-based filter; intelligent-based observer; general prospective filter (GPF); nonlinear system

1 引言(Introduction)

非线性状态估计是指基于非线性系统的输入、输出观测数据估计其不可测的内部状态. 非线性状态估计在科学研究和工程应用领域具有重要价值, 如工业过程中的状态反馈控制、航空制导系统、飞行轨迹重构、飞行目标跟踪、环境监控、故障诊断、生化反应状态提取等. 通常有两类非线性状态估计器, 一类是滤波器, 它是以带有随机噪声的非线性系统为研究对象, 另一类是观测器, 它是以非线性确定性系统为研究对象.

关于滤波器, 应用最广的是扩展卡尔曼滤波(EKF)方法^[1-3]. 但是 EKF 存在着数值稳定性和模型偏差等问题^[3,4]. 为解决数值稳定性问题, 60 年代末 Battin, Carlson^[5,6]采用平方根滤波, 70 年代 Ljung^[7]和 Bierman^[8,9]等采用 U-D

分解, 80 年代 Oshman^[10]采用奇异值分解, 相继在不同程度上解决了数值稳定性问题和鲁棒性问题并提高了计算效率. 对模型偏差问题, 文[11]提出用虚拟噪声统计, 补偿非线性模型线性化偏差; 文[12]提出了强跟踪扩展卡尔曼滤波, 克服了模型偏差问题. 但是 EKF 要求有以下两个约束条件: 一个是要求其模型精确已知, 其结构是解析的如状态差分方程; 另一个是要求过程噪声和输出噪声的统计特性已知^[11-12]. 而实际系统通常是复杂的非线性未知系统, 不能得到精确的模型, 有些模型也不容易处理成解析形式, 噪声统计通常也是未知的, 而且噪声既不是高斯的也不是白的^[13-17].

关于观测器设计, 目前研究最多的是广义 Luenberger 观测器^[18-22]. Marino, Tomei 等人将 SISO 非线性系统的一般形

式转化为一类典型形式,采用极点配置方法设计了渐近稳定的非线性观测器,并给出鲁棒性分析,它是经典的线性 Luenberger 观测器的推广,但是该方法仅适用于输出方程是线性的 SISO 非线性系统,而且最大的问题是要求模型已知。

近 10 年来,基于神经网络、模糊逻辑、遗传算法的智能控制理论与技术快速发展使得控制理论的发展达到一个新的阶段,相应地基于智能方法的滤波器和观测器设计方面的文献不断涌现。这方面的设计一般分为两类,一类是基于智能方法在线辨识系统模型的间接自适应估计器,另一类是不辨识系统模型的直接自适应智能估计器。最近,一些文献给出了智能估计器的稳定性和鲁棒性的分析^[23-29],提出了在模型未知和统计特性未知情况下,较有价值的自适应估计方法,克服了传统的非线性估计器要求模型已知和统计特性已知的不足,同时也扩展了估计器对非线性系统的适用范围,发展了非线性状态估计理论。

本文综述了近年来智能状态估计方面的研究进展,并对其今后的发展提出几点展望。

2 基于智能方法滤波器(Intelligent-based filters)

2.1 基于智能方法的间接滤波器设计(On design of intelligent-based indirect filters)

考虑这样一类非线性随机动态系统,其状态空间模型为

$$x_{t+1} = f(x_t, u_t, w_t), \quad (1)$$

$$y_t = h(x_t, v_t). \quad (2)$$

其中 $x \in \mathbb{R}^n$ 为状态向量, $y \in \mathbb{R}^m$ 为输出向量, $u \in \mathbb{R}^p$ 为输入向量, f 和 h 分别为 n 维和 m 维非线性函数, $w_t \in \mathbb{R}^p$ 和 $v_t \in \mathbb{R}^m$ 为噪声。当模型未知时,基于智能方法辨识非线性系统模型,再基于该模型根据现有的滤波理论设计滤波器,这是一种较为常用的滤波器设计方法。Chao 等人构造了一种模糊神经网络(FNN)用于系统的模型辨识和控制^[13,30],收敛速度快,用少于一般神经网络的可调参数,就可以获得满意的性能,1996 年 Chao 等人提出基于 FNN 辨识模型的扩展卡尔曼滤波^[14]。假设观测方程(2)已知, w_t 和 v_t 为零均值相互独立的白噪声,其协方差分别为 Q_t 和 R_t 。基于 FNN 辨识系统过程模型表示为

$$x_{t+1} = \hat{f}(x_t, u_t, w_t), \quad (3)$$

然后将其一阶线性化,并考虑了模型偏差修正。模型偏差表示为

$$e_t = f(x_t, u_t, 0) - \hat{f}(x_t, u_t, 0). \quad (4)$$

这里 e_t 为正态白噪声序列,且 $e_t \sim N(m_t, S_t)$, m_t 为偏差均值, S_t 为偏差方差。 m_t 和 S_t 通过离线测得,并假定在线估计过程中 m_t 和 S_t 保持不变。基于 FNN 辨识模型的 EKF 为

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{x}_{t+1|t} + K_{t+1}\varepsilon_{t+1}, \quad (5)$$

$$\hat{x}_{t+1|t} = \hat{f}(\hat{x}_t, u_t, 0) + m_t, \quad (6)$$

$$\varepsilon_{t+1} = y_{t+1} - h(\hat{x}_{t+1|t}, u_t, 0), \quad (7)$$

$$K_{t+1} = P_{t+1|t}H_{t+1}^T[H_{t+1}P_{t+1|t}H_{t+1}^T + J_{t+1}R_{t+1}J_{t+1}^T]^{-1}, \quad (8)$$

$$P_{t+1|t} = F_t P_t F_t^T + \Gamma_t Q_t \Gamma_t^T + S_t, \quad (9)$$

$$P_{t+1} = [I - K_{t+1}H_{t+1}]P_{t+1|t}. \quad (10)$$

其中 F_t 和 Γ_t 为 $\hat{f}(x_t, u_t, w_t)$ 分别对 x_t 和 w_t 在 $x_t = \hat{x}_t$ 及 $w_t = 0$ 处求偏导得到的 Jaccobi 矩阵,同理, H_{t+1} 和 J_{t+1} 为 $h(x_t, u_t, v_t)$ 分别对 x_t 和 v_t 在 $x_t = \hat{x}_{t+1|t}$ 及 $v_t = 0$ 处求偏导得到的 Jaccobi 矩阵。

Chao 和 Sunil 等人^[14,15]都注意到如果直接用辨识的模型(包括常规方法辨识的模型),不考虑模型偏差进行状态估计,其结果是不能令人满意的,甚至出现发散现象。因为不考虑模型偏差,式(9)中将不含 S_t 项,进一步将影响方差阵 P_{t+1} 和增益 K_{t+1} 的值;另外,式(6)中将不含有 m_t 项,状态预报 $\hat{x}_{t+1|t}$ 将产生偏差;进一步由式(7)知,状态预报偏差将导致 EKF 所主要依赖的新息 $\varepsilon(t+1)$ 有较大的偏差。各项偏差的长期累加将导致估计严重失偏,甚至发散。

注意 Chao 等人给出的基于 FNN 的 EKF 是在输出模型(2)已知的条件下实现的, Sunil 等人^[15]克服了输出模型已知的要求。考虑到径向基函数神经网络(RBFNN)具有全局逼近非线性函数特性,其输出层对权值而言是线性的,因此训练简单^[16,17]。Sunil 等人用一个动态 RBFNN 逼近原系统过程模型(1),用一个静态 RBFNN 逼近原系统输出模型(2),再基于模型估计系统的状态。其神经网络模型为

$$x_{t+1} = \hat{f}(x_t, u_t, w_t) = W_f S(x_t, u_t, w_t), \quad (11)$$

$$y_t = \hat{h}(x_t, v_t) = W_h S(x_t, v_t). \quad (12)$$

其中 W_f 和 W_h 分别为两个网络的权值矩阵, $S(\cdot, \cdot)$ 为径向基函数, w_t 和 v_t 为模型噪声。为考虑模型偏差,定义上界偏差

$$e_f = \|f(x, u, w) - \hat{f}(x, u, 0)\|_{\infty},$$

$$e_h = \|h(x, v) - \hat{h}(x, 0)\|_{\infty}.$$

其滤波器为

$$\hat{x}_{t+1} = \hat{f}(\hat{x}_t, u_t, 0) + e_f + K_{t+1}[y_{t+1} - h(\hat{x}_t, 0) - e_h]. \quad (13)$$

Chao 和 Sunil 等人都假定模型偏差和模型偏差方差是正常的,通过离线确定。若系统是时变系统,不能自适应修正。Harris 等人^[31]提出神经模糊状态估计器克服了这一点,所提出的估计器根据输入、输出数据能自动调整 EKF 参数,具有自适应学习的优点。目前文献中,基于智能方法辨识系统模型给出的估计器的方法很少有考虑线性化偏差修正,对于非线性较强、阶次较高的系统,一阶线性化会有较大的偏差,因此线性化修正是非常必要的。另外,基于辨识模型间接设计的估计器文献中关于稳定性分析和鲁棒性分析的成果很少,这是一个比较有价值,同时也是很有挑战性的研究领域。

2.2 基于智能方法的直接滤波器设计(On design of intelligent-based direct filters)

当模型未知时,也可以考虑避免辨识模型,设计基于智能方法的直接滤波器。Alessandri 等人^[32,33]自 1997 年起,直接用前馈神经网络的 BP 算法训练非线性限定记忆状态估计器。文献考虑的是非线性随机系统(1)和(2),但是不要求系统噪声统计特性已知,而且噪声可以不是白的或高斯的。

如果随机噪声的统计特性精确已知,通常采用概率的方法,基于极小化的性能指标来估计系统的状态,如基于 Bayesian 的期望损失函数,极大似然估计,以及基于最小方差

估计的 EKF 等.当随机噪声统计特性未知或具有时变特性时,通常采用统计的方法,离线或在线获得统计特性. Alessandri 等人将统计特性包含在性能指标中,采用统计方法进行估计.另外, Alessandri 等人为了考虑数据更新,采用限定记忆估计器,即性能指标定义在固定时段为 N 的滑动窗上, t 时刻使用的数据限定在 $t-N$ 到 t 范围内.

估计方法采用广义限定记忆最小二乘法,性能指标为

$$J_t = \chi \|\hat{x}_{t-N|t} - \hat{x}_{t-N|t-1}\|^2 + \sum_{i=t-N}^{t-1} \Psi(\|\hat{w}_{i|t}\|^2) + \sum_{i=t-N}^t \varphi(\|y_i - h(\hat{x}_{i|t})\|^2) + \sum_{i=t-N}^t \varphi_1(\|\hat{v}_{i|t}\|^2). \quad (14)$$

这里 $N \geq 1$ 为滑动窗内观测时段, χ, Ψ, φ 和 φ_1 为加权函数. 估计 $\hat{x}_{t-N|t}$ 是基于 $\hat{x}_{t-N|t-1}$ 和信息函数 $I_t^N = \text{col}(y_{t-N}, \dots, y_t, u_{t-N}, \dots, u_{t-1})$ 得到的,而不是基于过去全部的观测数据. 通过极小化性能指标,得到状态估计器和噪声估计器,分别表示为

$$\hat{x}_{t-N|t} = \phi_x(\hat{x}_{t-N|t-1}, I_t^N; W_x); \quad t = N, N+1, \dots, \quad (15)$$

$$\hat{w}_{i|t} = \phi_w(x_{i|t}, I_{t+1}^N; W_w); \quad i = t-N, \dots, t-1, t = N, N+1, \dots, \quad (16)$$

$$\hat{v}_{i|t} = \phi_v(x_{i|t}, I_t^N; W_v); \quad i = t-N, \dots, t, t = N, N+1, \dots. \quad (17)$$

ϕ_x, ϕ_w, ϕ_v 是结构固定但参数未知的非线性函数, $W_x(z)$ 分别表示 x, w, v 是神经网络估计器的参数,通过 BP 算法训练. 由于该估计器不是基于模型的,因此不必考虑模型偏差和线性化偏差问题. 对非线性较强的系统,其估计效果明显好于扩展卡尔曼滤波. Alessandri 等人在文[33]中又给出了该估计器稳定的条件,在文[34]中给出了基于神经网络自适应鲁棒估计器.

Parlos 等人^[35-38]于 1999 年提出动态递推神经网络自适应状态估计器.文中用多层前馈感知器逼近滤波器,滤波器算法形式类似于 EKF,但是不需要 EKF 的假设要求.这种滤波器被应用于感应电机和热交换机等具有较强非线性特性对象的状态估计上,具有较高的估计精度.

遗传算法(GA)模拟生物种群的自然选择、交叉繁殖和变异的进化过程,是一种在复杂空间中并行寻优的算法,算法具有全局收敛性. Jean 等人^[39]提出用混合遗传算法(HGA)训练神经网络状态估计器, HGA 算法克服了传统的 GA 收敛慢和 BP 算法易于陷入局部极小点的缺点. 文[40-42]给出了基于 HGA 的智能估计器. Jia 等人^[43]将此算法用于连续搅拌器(CSTR)系统的状态估计.

3 基于智能方法的状态观测器(Intelligent-based state observers)

对非线性确定性系统,状态估计问题可转化为非线性观测器的设计问题. 状态观测器的结构和算法不同于滤波器,一般没有状态一步预报和输出一部预报过程,但同样是基于非线性系统量测到的输入和输出信号估计其状态,而且观测

器和估计器的设计思想也能够相互借鉴^[44,45]. 关于观测器的文献很多,最近智能观测器设计成果也不断涌现^[23-29,46-49]. 为论述方便,把非智能方法设计的观测器称之为常规观测器. 智能观测器是在常规观测器基础上,结合智能的方法产生的. 它的产生、发展始终以常规观测器成果为基础和动力. 常规方法与智能方法结合,极大地推动了观测器的发展,尤其是对模型未知的非线性系统的自适应估计问题.

常规观测器设计的方法之一是 Newton 迭代方法,它是在状态局部能观条件下,基于已知模型性能指标在线极小化的最优估计方法^[50,51]. 另一种重要方法是广义 Luenberger 观测器,这是一种极点配置非优化方法. Marino^[18,19]等人将一类 SISO 非线性局部能观系统转化为下面典型

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + b[f(x) + g(x)u + d_t], \\ y = C^T x. \end{cases} \quad (18)$$

这里 $x \in \mathbb{R}^n, y \in \mathbb{R}, u \in \mathbb{R}, b \in \mathbb{R}^n, d_t$ 是未知干扰, $f, g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 是已知可微函数, (A, C) 为能观标准形. 目前非线性系统观测器设计无论是常规的设计方法还是基于智能的方法,多数都是基于典型型(18). 在 $f(x)$ 和 $g(x)$ 已知条件下, Marino 和 Tomei 在文[18,19],以及 Krstic 和 Kokotovic 在文[21]中给出了渐近稳定的广义 Luenberger 观测器,表达式为

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + b[f(\hat{x}) + g(\hat{x})u] + K(y - C^T \hat{x}), \\ \hat{y} = C^T \hat{x}. \end{cases} \quad (19)$$

$\hat{x}$ 为状态 x 的估计, $K = [k_1, k_2, \dots, k_n]^T$ 是观测器增益向量,满足 $A - KC^T$ 的特征多项式是严格 Hurwitz 的. Marino 等人在文[19]中设计了能以任意指数速率收敛的渐近稳定的观测器,在文[20]中又研究了由系统扰动和参数时变等因素导致的状态或参数漂移等问题,给出了基于 Lyapunov 函数的自适应调整的鲁棒观测器.

当非线性函数未知时 Kim 和 Lewis 等人用动态递推神经网络(DRNN)逼近 $f(x)$ 和 $g(x)$ ^[23-26],选取合适的 Lyapunov 函数,设计了一类渐近稳定的、对未知不确定性具有鲁棒性的自适应智能观测器. 下面予以阐述分析:

根据神经网络逼近理论,任一连续非线性函数可由一个带有理想权值和充分多的作用函数的神经网络充分逼近,即有

$$\begin{cases} f(x) = W_1^T \sigma_1(x) + \varepsilon_1(x), \quad \varepsilon_1(x) \leq \varepsilon_{1,N}, \\ g(x) = W_2^T \sigma_2(x) + \varepsilon_2(x), \quad \varepsilon_2(x) \leq \varepsilon_{2,N}. \end{cases} \quad (20)$$

这里, W_1 和 W_2 为网络理想权值矩阵, σ_1 和 σ_2 为 S 型函数或双曲 S 型函数, ε_1 和 ε_2 为网络误差函数, $\varepsilon_{1,N}$ 和 $\varepsilon_{2,N}$ 为已知的误差界. 设网络训练后的权值矩阵为 $\hat{W}_1$ 和 $\hat{W}_2$, 则 $f(x)$ 和 $g(x)$ 关于估计状态 $\hat{x}$ 的神经网络估计函数表示为

$$\hat{f}(\hat{x}) = \hat{W}_1^T \sigma_1(\hat{x}), \quad \hat{g}(\hat{x}) = \hat{W}_2^T \sigma_2(\hat{x}). \quad (21)$$

基于神经网络广义 Luenberger 观测器的形式为

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + b[\hat{f}(\hat{x}) + \hat{g}(\hat{x})u - v_t] + K(y - C^T \hat{x}), \\ \hat{y} = C^T \hat{x}. \end{cases} \quad (22)$$

这里 v_t 为使得观测器能够鲁棒观测的误差动态项,用来抑

制扰动 d_i 或其它不确定性.

定义状态误差 $\tilde{x} = x - \hat{x}$, 输出误差 $\tilde{y} = y - \hat{y}$, 权值误差 $\tilde{w}_i = w_i - \hat{w}_i$, 及

$$\tilde{\sigma}_i(x, \hat{x}) = \sigma_i(x) - \sigma_i(\hat{x}),$$

$$w_i = W_i^T \tilde{\sigma}_i(x, \hat{x}), i = 1, 2,$$

由式(18), (21)和(22)有状态估计误差和输出误差表达式

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = (A - KC^T)\tilde{x} + b[\tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x}) + w_1 + \varepsilon_1 + \\ (\tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x}) + w_2 + \varepsilon_2)u + d_1 + v_1], \\ \tilde{y} = C^T \tilde{x}. \end{cases} \quad (23)$$

进一步有

$$\dot{\tilde{y}} = H(s)L(s)|L^{-1}(s)[\tilde{W}_1^T \sigma_1(\hat{x}) + w_1 + \varepsilon_1 + (\tilde{W}_2^T \sigma_2(\hat{x}) + w_2 + \varepsilon_2)u + d_1 + v_1]|. \quad (24)$$

这里 s 为微分算子 d/dt , $H(s)$ 为渐近稳定的传递函数, 选取 $L(s)$ 使 $H(s)L(s)$ 为严格正实的.

式(23)和(24)是进行稳定性和鲁棒性分析的基础, 文[23~26]设计了关于 $\tilde{x}$ 和 $\tilde{w}_i$ 的 Lyapunov 函数

$$V = \frac{1}{2} \tilde{z}^T P \tilde{z} + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_1^T F_1^{-1} \tilde{W}_1) + \frac{1}{2} \text{tr}(\tilde{W}_2^T F_2^{-1} \tilde{W}_2), \quad (25)$$

基于 Lyapunov 稳定性理论, 使状态估计误差 $\tilde{x}$ 和权值误差 $\tilde{w}_1$ 和 $\tilde{w}_2$ 一致有界的权值自适应律和鲁棒误差动态项修正律为

$$\dot{\hat{W}}_i = F_i L^{-1}(s) \tilde{y} - k_i F_i | \tilde{y} | \hat{W}_i, i = 1, 2, v = -D \tilde{y} / | \tilde{y} |. \quad (26)$$

式(25)和(26)中的 $\tilde{z}$ 是 $\tilde{x}$ 的函数, P, F_1, F_2, D 的意义参见文[23]. 这类观测器有以下意义: 1) 用神经网络替代了未知非线性函数, 网络权值修正能够基于稳定的要求自适应学习, 具有良好的收敛性, 这不同于 BP 算法或其他神经网络算法; 2) 估计具有渐近稳定性; 3) 通过实时调整鲁棒项 V_i , 使观测器具有良好的抗干扰和其它不确定影响的能力. 但是需要指出 Kim 和 Lewis 等人设计的观测器仅适用于 SISO 典型系统(18), 并要求系统输出误差方程(24)满足严格正实的条件, 使观测器适用范围受到限制. 另外, 这类观测器仍沿用了经典的极点配置方法, 需要求解增益 K 的值和 $L(s)$ 的值.

Vargas 等人在文[28]中考虑了一类更为一般的 MIMO 非线性系统, 利用神经网络自适应特性, 直接将神经网络充当观测器, 避免了 K 的设计, 并且没有输出误差方程正实条件的要求. 考虑的系统为

$$\dot{x} = f(x, u), \quad (27)$$

$$y = Cx. \quad (28)$$

式中 $x \in \mathbb{R}^n, u \in \mathbb{R}^r, C = [c_{ij}] \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 为已知矩阵, $f(x, u)$ 为未知有界的可微函数, 并且满足 Lipschitz 条件以使其解对初值 x_0 和控制 u 具有唯一性. 将式(27)转化为

$$\dot{x} = Ax + g(x, u).$$

其中, $A = \text{diag}(-a_i), a_i > 0, i = 1, 2, \dots, n, g(x, u) = f(x, u) - Ax, A$ 是一个稳定的对角矩阵. 用线性参数化神经网络(LPNN, 如 RBF 网络或网络输出对权值是线性的三层前

馈神经网络等)逼近未知函数 $g(x, u)$, 有下式成立

$$\dot{x} = Ax + BWS(x, u) + e_i. \quad (29)$$

e_i 为有界逼近误差项. Vargas 等人设计了更为直接的神经网络自适应观测器, 其形式为

$$\dot{\hat{x}} = A\hat{x} + B\hat{W}S(\hat{x}, u), \quad (30)$$

$$\hat{y} = C\hat{x}. \quad (31)$$

状态估计误差 $\tilde{x} = x - \hat{x}$ 满足

$$\dot{\tilde{x}} = A\tilde{x} + B\tilde{W}S(\hat{x}, u) + \xi(t) + e_i, \quad (32)$$

$$\tilde{y} = C\tilde{x}. \quad (33)$$

其中 $\xi(t) = BW(S(x, u) - S(\hat{x}, u)), \tilde{W} = W - \hat{W}$. 类似于广义 Luenberger 观测器的稳定性分析, Vargas 等人基于 $\tilde{x}$ 和 $\tilde{W}$ 设计 Lyapunov 函数, 给出了神经网络权值调整的自适应律 $\dot{\hat{W}}$, 使基于神经网络直接观测器渐近稳定, 并对系统不确定性具有鲁棒性. 注意在 $\tilde{x}$ 和 $\tilde{W}$ 中考虑了模型误差项 e_i 和估计误差项 $\xi(t)$. Vargas 等人在文[29]中进一步扩展了输出方程(28), 将其变为

$$y = h(x, u). \quad (34)$$

其中 h 为 m 维未知非线性函数. 对由式(27)和(34)组成的非线性系统, 设计了基于神经网络的直接观测器, 并给出了观测器稳定性分析和鲁棒性分析. Narendra 在文[22]中也有类似这方面工作的结果.

4 几点展望(Some perspective)

1) 扩展卡尔曼滤波在状态估计方面仍具有强大的生命力, 主要研究方向是不确定系统鲁棒 Kalman 滤波^[52-55]; 智能估计方法与改进的扩展卡尔曼滤波结合是未来非线性状态估计的一个重要方向. 目前, 基于 Lyapunov 稳定性理论进行滤波器的稳定性分析和鲁棒性分析的文献极少, 这方面工作是很有意义并且非常具有挑战性.

2) 设计直接自适应智能状态滤波器和智能观测器, 并给出稳定性分析和鲁棒性分析是另一个重要方向, 这方面还有很多理论和应用研究工作需要做.

3) 提出广义预测滤波(GPF), 其性能指标为

$$J = \sum_{i=1}^N \lambda_i \text{tr} E[\tilde{x}_{i+1} \tilde{x}_{i+1}^T]. \quad (35)$$

Kalman 滤波仅考虑 $\tilde{x}_{i+1}$ 的最小方差, 而 GPF 考虑了 N 步状态误差的加权最小方差, 实际运算中仅计算一步估计 $\tilde{x}_{i+1}$, 用时段滚动优化替代一成不变的全局优化, 能不断顾及不确定性的影响, 有更强的鲁棒性. 所提出的 GPF 可以用于线性系统, 对非线性系统效果会更好, 也可以考虑基于智能方法的广义预测滤波.

4) 最近, Ito 等人^[56]提出非线性 Gaussian 滤波, 同 EKF 相比不需要对非线性系统进行线性化处理, 对于非线性较强、阶次较高的系统, 该方法明显比 EKF 精度高, 稳定性好. 但是 Gaussian 滤波是基于精确模型得到的, 智能估计方法同 Gaussian 滤波结合是一个有价值的研究方向.

5) 通常系统的内部状态是系统输出信号的微分及高阶微分的线性或非线性组合, 通过求取信号的微分和高阶微分估计系统的状态是又一个有意义的研究方向, 在这方面的工

作,文[57,58]已有一定的成果,可以考虑设计智能微分器和智能扩张观测器。

参考文献(References):

- [1] ANDERSON B D O, MOORE J B. *Optimal Filtering* [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1979.
- [2] 张宏才,张友民,贺志斌.一种鲁棒自适应推广 Kalman 滤波及其在飞行状态估计中的应用[J].信息与控制,1992,21(6):345-348.
(ZHANG H C, ZHANG Y M, HE Z B. A robust adaptive extended Kalman filter and its application to flight state estimation [J]. *Information and Control*, 1992, 21(6):345-348.)
- [3] WANG P D, SHI Z K, ZHANG Y M, et al. The application and development of nonlinear system filtering and identification methods [J]. *Control Theory & Applications*, 1993, 10(2):121-128.
- [4] 张友民,戴冠中,张宏才.卡尔曼滤波计算方法研究进展[J].控制理论与应用,1995,12(5):529-538.
(ZHANG Y M, DAI G Z, ZHANG H C. The new development of Kalman filtering algorithms [J]. *Control Theory & Applications*, 1995, 12(5):529-538.)
- [5] BATTIN R E. *Astronautical guidance* [M]. New York: McGraw-Hill, 1964:303-304.
- [6] CARLSON N. A fast triangular factorization of square root filter [J]. *The American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA)*, 1973, 11(9):1259-1265.
- [7] LJUNG L. Asymptotic behavior of the extended Kalman filter as a parameter estimator for linear systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1979, 24(1):36-50.
- [8] BIERMAN G J. Measurement updating using the U-D factorization [J]. *Automatica*, 1976, 12(3):375-382.
- [9] BIERMAN G J, THORNTON C L. Numerical comparison of Kalman filter algorithms: orbit determination case study [J]. *Automatica*, 1977, 13(1):23-35.
- [10] OSHMAN Y. Gain-free square root information filter using the spectral decomposition [J]. *J Guidance Control, and Dynamics*, 1989, 12(5):681-690.
- [11] 邓自立,王建国.非线性系统的自适应推广的 Kalman 滤波[J].自动化学报,1987,13(5):375-379.
(DENG Z L, WANG J G. Adaptive extended Kalman filtering for nonlinear systems [J]. *Acta Automatica Sinica*, 1987, 13(5):375-379.)
- [12] ZHOU D H, FRANK P M. Strong tracking filtering of nonlinear time-varying stochastic systems with colored noise: application to parameter estimation and empirical robustness analysis [J]. *Int J Control*, 1996, 65(2):295-307.
- [13] CHAO C T, CHEN Y G, TENG C C. Simplification of fuzzy-neural systems using similarity analysis [J]. *IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics*, 1996, 26(2):344-354.
- [14] CHAO C T, TENG C C. A fuzzy neural network based extended Kalman filter [J]. *Int J System Science*, 1996, 27(3):333-339.
- [15] SUNIL E V T, YUNG C S. Radial basis function neural network for approximation and estimation of nonlinear stochastic dynamic systems [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1994, 5(4):594-603.
- [16] MOODY J, DARKEN C J. Fast learning in network of locally-tuned pressing units [J]. *Neural Computer*, 1989, 1(2):281-294.
- [17] JACKSON I R H. Convergence properties of radial basis functions [J]. *Control Approximation*, 1988, 4(2):243-264.
- [18] MARINO R, TOMEI P. Global adaptive observers for nonlinear systems via filtered transformations [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1992, 37(8):1239-1245.
- [19] MARINO R, TOMEI P. Adaptive observer with arbitrary exponential rate of convergence for nonlinear systems [J]. *IEEE trans on Automatic Control*, 1995, 40(7):1300-1304.
- [20] MARINO R, SANTOSUSSO G L, TOMEI P. Robust adaptive observers for nonlinear systems with bounded disturbances [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(6):967-972.
- [21] KRSTIC K, KOKOTOVIC P V. Adaptive nonlinear output-feedback scheme with Marino-Tomei controller [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(2):274-280.
- [22] LEVIS A U, NARENDRA K S. Control of nonlinear dynamical systems using neural networks—Part II: observability, identification, and control [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1996, 7(1):30-42.
- [23] KIM Y H, LEWIS F L. A dynamic recurrent neural-network-based adaptive observer for a class of nonlinear systems [J]. *Automatica*, 1997, 33(8):1539-1543.
- [24] STROBL D, LENZ U, SCHRODER D. Systematic design of stable neural observer for a class of nonlinear systems [A]. *Proc of IEEE Int Conf on Control Applications* [C]. Hartford, NJ: IEEE Press, 1997:377-382.
- [25] WU H W, DAI Q H, WANG P, et al. *Neural-network-based observer for nonlinear systems* [D]. J of Tsinghua University (Science & Technology), 2000, 40(3):44-47.
- [26] ZHU T, CHAI C, SHAO C. Robust nonlinear adaptive observer design using dynamical recurrent neural networks [A]. *American Control Conf* [C]. New Mexico: Albuquerque, 1997:1096-1100.
- [27] TRUNOV A B, POLYCARPOU M M. Automated fault diagnosis in nonlinear multivariable systems using a learning methodology [J]. *IEEE Trans on Neural Network*, 2000, 11(1):91-101.
- [28] VARGAS J A R, HEMERLY E M. Neural adaptive observer for general nonlinear systems [A]. *Proc of American Control Conf* [C]. Chicago Illinois, NJ: IEEE Press, 2000, 1:708-712.
- [29] VARGAS J A R, HEMERLY E M. Robust neural adaptive observer for MIMO nonlinear systems [A]. *Proc of the IEEE Int Conf on Systems, Man, and Cybernetics* [C]. [s.l.]: [s.n.], 1999, 4:1084-1089.
- [30] CHAO C T, TENG C C. Implementation of a fuzzy inference system using a normalized fuzzy neural network [J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 1995, 75:17-31.

- [31] HARRIS C J, WU Z Q, GAN Q. Neurofuzzy state estimators and their applications [J]. *Annual Reviews in Control*, 1999, 23(1): 149 – 158.
- [32] ALESSANDRI A, PARISINI T, ZOPPOLI R. Neural approximators for nonlinear finite-memory state estimation [J]. *Int J Control*, 1997, 67(2): 275 – 301.
- [33] ALESSANDRI A, PARISINI T, ZOPPOLI R. A convergent neural state estimator for nonlinear stochastic systems [A]. *Proc of the 37th IEEE Conf Decision & Control* [C]. Tampa Florida, NJ: IEEE Press, 1998: 1076 – 1081.
- [34] ALESSANDRI A, BAGLIETTO M, PARISINI T. Robust model-based fault diagnosis using neural nonlinear estimators [A]. *Proc of the IEEE conf on Decision and Control* [C]. Tampa Florida, NJ: IEEE Press, 1998, 1: 72 – 77.
- [35] PARLOS A G, MENON S K, ATIYA A F. Adaptive state estimation using dynamic recurrent neural networks [A]. *Proc of the Int Joint Conf on Neural Networks IEEE* [C]. Washington, NJ: IEEE Press, 1999: 3361 – 3364.
- [36] PARLOS A G, MENON S K, ATIYA A F. An algorithm approach to adaptive state filtering using recurrent neural networks [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 2001, 12(6): 1411 – 1432.
- [37] PARLOS A G, MENON S K, ATIYA A F. State filtering with identified error dynamics and dynamic networks [A]. *Proc of the Int Joint Conf on Neural Networks* [C]. Washington, NJ: IEEE Press, 2001, 3: 1603 – 1608.
- [38] BHARADWAJ R M, PARLOS A G. Neural network-based speed filter for induction motors: adapting to motor load changes [A]. *Proc of the Int Joint Conf on Neural Networks IEEE* [C]. Washington, NJ: IEEE Press, 1999, 5: 3447 – 3450.
- [39] JEAN M R, STEPHANE P F. Hybrid methods using genetic algorithms for global optimization [J]. *IEEE Trans Systems, Man, and Cybernetics*, 1996, 26(2): 260 – 269.
- [40] GREMLING J R, PASSINO K M. Genetic adaptive state estimation [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2000 *Elsevier Science*, 2000, 13(6): 611 – 623.
- [41] OREO S O, IRVING M R. Genetic algorithm for network partitioning in power system state estimation [A]. *IEE Conf Publication* [C]. London: IEE Press, 1996: 162 – 165.
- [42] GREMLING J R, PASSINO K M. Genetic adaptive state estimation for a jet engine compressor [A]. *IEEE Int Symposium on Intelligent Control-Proc* [C]. Tampa, NJ: IEEE Press, 1997: 131 – 136.
- [43] JIA L, HE G D, JIANG J P. The state estimation of the CSTR system based on a recurrent neural network trained by HGAs [A]. *IEEE Int Conf on Neural Networks* [C]. Houston, Texas: IEEE Press, 1997, 2: 799 – 782.
- [44] WALCOTT B L, CORLESS M J, ZAK S H. Comparative study of nonlinear state observation technique [J]. *Int J Control*, 1987, 45(6): 2109 – 2132.
- [45] 邓自立. 最优滤波理论及应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000: 242 – 243.
(DENG Z L. *Theory and Application of Optimal Filtering* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2000: 242 – 243.)
- [46] JIN Y C, JAY F. Observer-based back-stepping control using on-line approximation [A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Chicago Illinois, NJ: IEEE Press, 2000: 3646 – 3650.
- [47] JESUS J D, ELGAR N S. Mechanical systems tracking using neural networks and state estimation simultaneously [A]. *Proc of the 33rd IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Lake Buena Vista, NJ: IEEE Press, 1994, 1: 405 – 410.
- [48] CHOI J Y, FARRELL J. Adaptive observer back-stepping control using on-line approximation [A]. *Proc of the American Control Conf* [C]. Chicago Illinois, NJ: IEEE Press, 2000, 5: 3646 – 3650.
- [49] BASTIN G, GEVERS M R. Stable adaptive observers for nonlinear time-varying systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1988, 33(7): 650 – 658.
- [50] MORAAL P E, GRIZZLE J W. Observer design for nonlinear systems with discrete-time measurements [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1995, 40(3): 395 – 404.
- [51] ZIMMER G. State observation by on-line minimization [J]. *Int J Control*, 1994, 60(4): 596 – 606.
- [52] SHAKED U, SOUZA C E. Robust minimum variance filtering [J]. *IEEE Trans on Signal Proc*, 1995, 43(11): 2474 – 2483.
- [53] XIE L, SOH Y C. Robust Kalman filtering for uncertain systems [J]. *Systems and Control Letters*, 1994, 33(2): 123 – 129.
- [54] CHEN F C, HSIEH C S. Optimal multistage Kalman estimators [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2000, 45(11): 2182 – 2188.
- [55] YANG G H, WANG J L. Robust nonfragile Kalman filtering for uncertain linear systems with estimation gain uncertainty [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2001, 46(2): 343 – 348.
- [56] ITO K, XIONG K Q. Gaussian filters for nonlinear filtering problems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 2000, 45(5): 910 – 927.
- [57] 韩京清, 王伟. 非线性跟踪-微分器 [J]. 系统科学与数学, 1994, 14(2): 177 – 183.
(HAN J Q, WANG Wei. Nonlinear tracking-differentiator [J]. *J of System Science & Mathe Science*, 1994, 14(2): 177 – 183.)
- [58] 韩京清. 一类不确定对象的扩张状态观测器 [J]. 控制与决策, 1995, 10(1): 85 – 88.
(HAN J Q. The “Extended state observer” of a class of uncertain systems [J]. *Control and Decision*, 1995, 10(1): 85 – 88.)
- [59] POLYCARPOU M M. Stable adaptive neural control scheme for nonlinear systems [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1996, 41(3): 447 – 451.

作者简介:

齐国元 (1970 —), 男, 南开大学自动化系博士研究生, 天津科技大学自动化系讲师. 研究方向: 非线性系统智能状态估计. E-mail: qi_gy580@sohu.com;

陈增强 (1964 —), 男, 南开大学自动化系教授, 博士生导师. 主要研究方向: 非线性自适应控制, 预测控制, 智能控制. E-mail: chenqz@nankai.edu.cn.

袁著祉 (1937 —), 男, 南开大学自动化系教授, 博士生导师. 主要研究方向: 非线性自适应控制, 预测控制, 过程控制. E-mail: ac-cyzz@public.tpt.tj.cn.