第 27 卷第 9 期　　控 制 理 论 与 应 用　　Vol. 27 No. 9
2010 年 9 月　　Control Theory & Applications　　Sep. 2010

文章编号: 1000−8152(2010)09−1145−07

基于递归模糊神经网络的机器人鲁棒H_∞跟踪控制

彭金柱[1], 王耀南[2], 王　杰[1]

(1. 郑州大学 电气工程学院, 河南 郑州 450001; 2. 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082)

摘要: 利用递归模糊神经网络来逼近机器人系统中的非线性函数, 提出了一种具有自适应能力的H_∞控制策略. 该控制策略能够减弱机器人系统的外扰, 并把模糊神经网络的重构误差对系统的影响控制在指定的范围内. 同时又能保证闭环系统的所有信号都是有界的. 为了验证基于递归模糊神经网络的H_∞控制策略的有效性, 将其与计算力矩控制方法进行比较, 仿真结果表明, 在存在外扰的情况下, 所提出的控制策略具有比计算力矩控制方法更好的跟踪性能.

关键词: 递归模糊神经网络; 机器人系统; 鲁棒H_∞控制; 跟踪控制

中图分类号: TP273　　**文献标识码**: A

Robust H-infinity tracking-control for robotic system based on recurrent fuzzy-neural-networks

PENG Jin-zhu[1], WANG Yao-nan[2], WANG Jie[1]

(1. School of Electrical Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou Henan 450001, China;
2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha Hunan 410082, China)

Abstract: Using recurrent fuzzy-neural-networks(RFNN) to approximate the nonlinear functions in a robotic manipulator system, we develop an adaptive H-infinity controller. The proposed controller can attenuate the effect of external disturbance and reduce the reconstruction-error of the recurrent fuzzy neural network to a prescribed level. Meanwhile, it also ensures all signals in the closed-loop system to be bounded. Simulation experiments of this control strategy are performed; the results show that this control strategy has better tracking-performance than the computed-torque-control method under external disturbances.

Key words: recurrent fuzzy-neural-network; robotic manipulator system; robust H-infinity control; tracking-control

1　引言(Introduction)

在机器人系统的跟踪控制中, 对系统中非线性不确定性的处理一直是非常活跃的研究领域. 为了实现对不确定性的在线补偿控制, 各种控制策略相继被提出, 其中, 自适应控制方法[1,2]主要用于含有参数不确定性且系统可以关于未知参数线性化的情况; 而当机器人系统具有未建模动态和外部干扰等不确定性时, 鲁棒控制[3,4]则能对机器人系统实现有效的控制, 但这种方法的不足之处是需要预知系统不确定性的上界, 这是因为在实际应用中不确定性的界通常很难精确计算, 并且一般的估计方法会使控制设计过于保守, 导致不必要高的控制信号. 将智能控制方法与鲁棒控制策略相结合成为目前鲁棒控制的一个研究热点[5,6]. 两者相互协调, 可保证控制系统具有良好的动态性能和鲁棒性能.

Song和Yi等人[7]提出了一种计算力矩方法与模糊控制相结合的控制策略. 首先将存在不确定性的机器人系统分成两个子系统: 标称系统和不确定系统; 然后利用计算力矩控制器对精确已知的标称系统进行控制, 并针对不确定系统设计了相应的模糊控制器. Janannathan[8]研究了基于B样条CMAC神经网络的反馈线性化控制, 采用反馈线性化的思想构建CMAC神经网络控制, 并对离散时间MIMO非线性系统进行线性化, 利用一致激励条件实现了闭环系统的一致终值有界. Leu和Lee等人[9]提出了一种输出反馈的模糊神经网络控制系统, 首先建立了基于输出反馈的模糊神经网络观测器, 随后基于反馈线性化方法实现了闭环系统的鲁棒稳定和所有状态的有界. Chen和Lee等人[10]针对未知的非线性SISO系统设计了模糊H_∞控制器, 通过设计模糊

收稿日期: 2008−12−26; 收修改稿日期: 2009−11−29.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60775047); 国家自然科学基金重点项目(60835004); 国家“863”高科技计划资助项目(2007AA04Z244, 2008AA04Z214).

控制器的自适应学习算法保证了非线性系统的H_∞跟踪性能, 通过H_∞控制设计将模糊控制器的逼近误差和外界干扰影响抑制在制定的范围内. Chang[11]和Hwang[12]将神经网络H_∞控制器应用于机械臂系统的控制中, 取得了很好的效果. Zhu和Fang[13]采用一种自适应算法保证跟踪误差的鲁棒稳定性, 在机械手存在不确定性情况下, 利用模糊神经网络来增强系统的控制性能. Sanner和Slotine[14]将变结构的控制思想应用到神经网络自适应控制中, 利用径向基神经网络对非线性系统进行建模. 当神经网络逼近性能较好时, 控制系统采用自适应学习机制; 而当神经网络逼近性能不好时, 将系统切换到非自适应机制下. Chang[15]结合模糊/神经网络、自适应控制技术和变结构控制技术设计了智能鲁棒稳定控制器, 实现了对一类不确定非线性时变系统的H_∞控制, 并将此智能鲁棒跟踪控制器用于不确定机器人系统的控制, 取得良好的跟踪性能. Kim和Lewis[16]研究了关节角速度不可测情况下的机械臂神经网络控制, 通过构建神经网络非线性观测器实现对关节角速度的估计, 并在此基础上, 采用无源性控制方法保证了闭环系统中所有信号一致终值有界.

本文在假设机器人的惯性矩阵的标称矩阵精确已知, 其他的系统参数均未知的情况下, 利用递归模糊神经网络的逼近能力对机器人系统中的非线性函数逼近, 并针对机器人系统中存在的外界干扰和模糊神经网络的逼近误差, 提出了一种满足H_∞性能指标的自适应控制方法, 理论分析证明了该控制器能够将机器人系统的外扰影响控制在指定的范围内, 且闭环系统的所有信号都是有界的. 仿真结果表明了该控制系统具有很好的鲁棒性能.

2 递归模糊神经网络(Recurrent fuzzy neural network)

4层递归模糊神经网络结构如图1所示. 它由输入层、成员函数层、规则层和输出层. 图中第I层将输入引入网络; 第II层将输入模糊化,采用的隶属函数为高斯函数; 第III层对应模糊推理; 第IV层对应去模糊化操作.

网络的输入输出关系如下:

第I层: 输入层. 对该层的每一个输入节点i, 网络的输入和输出表示为

$$\begin{cases} \mathrm{net}_i^{(1)} = x_i^{(1)}, \\ y_i^{(1)} = f_i^{(1)}(\mathrm{net}_i^{(1)}(N)) = \mathrm{net}_i^{(1)}(N), \\ \qquad i = 1, 2, \cdots, m. \end{cases} \tag{1}$$

式中: $x_i^{(1)}$为网络的输入; N表示迭代的次数.

第II层: 成员函数层. 在该层的每一个节点完成一个成员函数的功能对第j个节点

$$\begin{cases} \mathrm{net}_j^{(2)}(N) = -[(x_i^{(2)} - a_{ij})^2/b_{ij}^2], \\ y_j^{(2)} = f_j^{(2)}(\mathrm{net}_j^{(2)}(N)) = \exp(\mathrm{net}_j^{(2)}(N)), \\ \qquad j = 1, 2, \cdots, n. \end{cases} \tag{2}$$

式中: a_{ij}和b_{ij}分别表示第II层第i个语言变量的第j项高斯基函数的均值中心和标准偏差; n为对应输入节点的全部语言变量数.

第III层: 模糊推理层, 即规则层. 该层的每个节点k用$\prod$表示, 这表示该层的输出结果为输入信号的乘积.

$$\begin{cases} \mathrm{net}_k^{(3)}(N) = \prod w_{jk}^{(3)} x_j^{(3)}(N) w_k y_k^{(3)}(N-1), \\ y_k^{(3)}(N) = f_k^{(3)}(\mathrm{net}_k^{(3)}(N)) = \mathrm{net}_k^{(3)}(N), \\ \qquad k = 1, 2, \cdots, l. \end{cases} \tag{3}$$

式中: $x_j^{(3)}$为第III层的第j个输入; $w_{jk}^{(3)}$为成员函数层与规则层之间的权值全部取为1; w_k为规则层的递归权值; 如果每个输入节点有同样的语言变量, l为完全连接时的规则数.

第IV层: 去模糊化层, 即输出层. 该层有s个节点, 输出为输入信号的和.

$$\begin{cases} \mathrm{net}_o^{(4)}(N) = \sum w_{ko}^{(4)} x_k^{(4)}(N), \\ y_o^{(4)}(N) = f_o^{(4)}(\mathrm{net}_o^{(4)}(N)) = \mathrm{net}_o^{(4)}(N), \\ \qquad o = 1, 2, \cdots, s. \end{cases} \tag{4}$$

式中: $x_k^{(4)}$为第IV层的输入; $w_{ko}^{(4)}$为第k条规则与输出节点的连接权值, 该值初始化为0, 在线训练调整其值. $[y_1^{(4)}\ \ y_2^{(4)}\ \ \cdots\ \ y_s^{(4)}]^{\mathrm{T}} = U_{\mathrm{RFNN}}$为网络的输出. 可以把$U_{\mathrm{RFNN}}$写成向量积的形式

$$U_{\mathrm{RFNN}} = W^{\mathrm{T}} \cdot \varPhi(\cdot), \tag{5}$$

式中: $W^{\mathrm{T}} = [w_{1o}^{(4)}\ \ w_{2o}^{(4)}\ \ \cdots\ \ w_{lo}^{(4)}]^{\mathrm{T}}, o = 1, 2, \cdots, s$; $\varPhi(\cdot) = [x_1^{(4)}\ \ x_2^{(4)}\ \ \cdots\ \ x_l^{(4)}]^{\mathrm{T}}, x_k^{(4)}$由选取的成员层函数决定, $0 \leqslant x_k^{(4)} \leqslant 1, k = 1, 2, \cdots, l$.

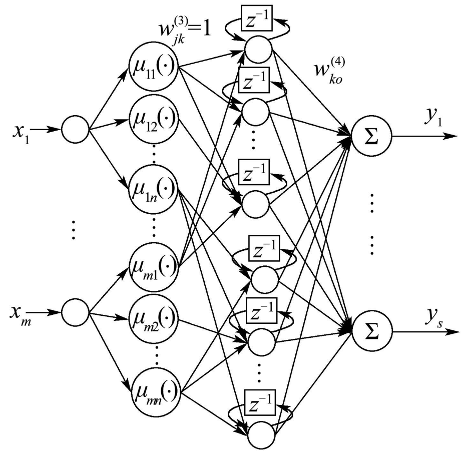


图 1 递归模糊神经网络

Fig. 1 Recurrent fuzzy neural network

本文提出的RFNN的反馈单元记忆了过去规则的历史, 因此具有动态特性, 结构简单等特点.

3　机器人动态(Dynamic of robotic system)

对于一个n关节机器人, 考虑外部干扰时, 其动力学方程可表示为

$$M(q)\ddot{q}+C(q,\dot{q})\dot{q}+G(q)+\tau_{\rm d}=\tau, \tag{6}$$

式中: $q,\dot{q},\ddot{q}$分别是$n\times 1$维关节位置、速度和加速度矢量; $M(q)$为$n\times n$维对称正定的惯性矩阵; $C(q,\dot{q})$为$n\times n$维哥氏力和向心力矩矢量; $G(q)$为$n\times 1$维重力项矢量; $\tau_{\rm d}$表示$n\times 1$维外部干扰矢量; τ为$n\times 1$维关节驱动力矩矢量.

机器人系统(6)的动态模型具有如下性质:

性质 1　惯性矩阵$M(q)$是正定对称矩阵, 且有界, 即满足

$$m_{\rm m}I_n\leqslant\|M(q)\|\leqslant m_{\rm M}I_n,\forall q\in\mathbb{R}^n,$$

其中I_n表示$n\times n$维单位矩阵, $m_{\rm m}$和$m_{\rm M}$为正常数.

性质 2　矩阵函数$\{\dot{M}(q)-2C(q,\dot{q})\}$是斜对称的, 即对于任意向量$x\in\mathbb{R}^n$, 满足

$$x^{\rm T}\{\dot{M}(q)-2C(q,\dot{q})\}x=0.$$

由于受到测量误差、环境和负重变化等因素的影响, 机器人动态模型式(6)的参数$M(q),C(q,\dot{q})$和$G(q)$难于精确获得, 因此本文假定这些参数可以分解为标称部分$M_0(q),C_0(q,\dot{q})$和$G_0(q)$, 以及不确定部分$\Delta M(q),\Delta C(q,\dot{q})$和$\Delta G(q)$, 且有下列关系:

$$\begin{aligned}&M(q)=M_0(q)+\Delta M(q),\\&C(q,\dot{q})=C_0(q,\dot{q})+\Delta C(q,\dot{q}),\\&G(q)=G_0(q)+\Delta G(q).\end{aligned}$$

在不考虑机器人的系统建模误差和外界干扰, 即$\Delta M(q),\Delta C(q,\dot{q}),\Delta G(q)$和$\tau_{\rm d}$均为零的情况下, 机器人系统的计算力矩控制律可设计为:

$$\tau=M_0(q)(\ddot{q}_{\rm d}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e)+H_0(q,\dot{q}), \tag{7}$$

其中: $H_0(q,\dot{q})=C_0(q,\dot{q})\dot{q}+G_0(q), e=q_{\rm d}-q,\dot{e}=\dot{q}_{\rm d}-\dot{q}$为位置跟踪误差和速度跟踪误差, $K_{\rm p}$和$K_{\rm v}$分别是位置和速度增益矩阵, $q_{\rm d},\dot{q}_{\rm d},\ddot{q}_{\rm d}$分别为期望轨迹, 期望速度和期望加速度.

则由式(6)和(7)可得:

$$\ddot{e}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e=0, \tag{8}$$

适当选择$K_{\rm p}$和$K_{\rm v}$, 可保证闭环系统渐近稳定. 但是在实际系统中, 必须考虑系统参数不确定性和外扰的影响, 因此,

$$M_0(q)(\ddot{e}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e)=f(x_{\rm e})+\tau_{\rm d}, \tag{9}$$

其中: $f(x_{\rm e})=\Delta M(q)\ddot{q}+C(q,\dot{q})\dot{q}+G(q)$为系统的非线性部分,下面用递归模糊神经网络来逼近.

4　基于模糊神经网络的鲁棒控制器(Robust controller based on RFNN)

4.1　问题描述(Problem statement)

假设机器人的惯性矩阵的标称部分$M_0(q)$精确已知, 其他系统参数均未知的情况下, 即$f(x_{\rm e})$为非线性未知函数, 利用递归模糊神经网络良好的逼近能力来逼近$f(x_{\rm e})$, 即

$$f(x_{\rm e})=W^{*\rm T}\varPhi(\cdot)+\varepsilon, \tag{10}$$

其中: W^*为最优权值矩阵, $\varPhi(\cdot)$是模糊神经网络的基函数, ε是网络的逼近误差向量. 假设存在$\varOmega_{\rm w}$, 使得$\varOmega_{\rm w}=\{W\in\mathbb{R}^{m\times n}:\|W\|\leqslant M_{\rm w}\}$. 且最优网络权值$W^*$落在紧集$\varOmega_{\rm w}$中,可表示为

$$W^*=\arg\min\{\sup|f(x_{\rm e})-W^{\rm T}\varPhi(\cdot)|\}. \tag{11}$$

对机器人系统(6), 可以设计如下的控制律

$$\tau=M_0(q)(\ddot{q}_{\rm d}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e)+W^{\rm T}\varPhi(\cdot)+u, \tag{12}$$

其中u为鲁棒控制项, 用以补偿系统的外部干扰和神经网络的逼近误差.

由式(6)和式(12)可得:

$$\begin{aligned}&M_0(q)(\ddot{e}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e)=\\&u-\tilde{W}^{\rm T}\varPhi(\cdot)-\varepsilon-\tau_{\rm d}.\end{aligned} \tag{13}$$

其中$\tilde{W}=W^*-W$为模糊神经网络的权值误差.

定义状态变量$x=[x_1^{\rm T}\ \ x_2^{\rm T}]^{\rm T}=[e^{\rm T}\ \ \dot{e}^{\rm T}]^{\rm T}$, 则

$$\begin{cases}\dot{x}_1=x_2,\\\dot{x}_2=-K_{\rm p}x_1-K_{\rm v}x_2+(\ddot{e}+K_{\rm v}\dot{e}+K_{\rm p}e).\end{cases} \tag{14}$$

系统的状态空间方程为:

$$\dot{x}=Ax+BM_0^{-1}(q)(u-\tilde{W}^{\rm T}\varPhi(\cdot)-\varepsilon-\tau_{\rm d}). \tag{15}$$

其中:

$$A=\begin{bmatrix}0_n & I_n\\-K_{\rm p} & -K_{\rm v}\end{bmatrix},\ B=\begin{bmatrix}0_n\\I_n\end{bmatrix}.$$

假设 1　将模糊神经网络的逼近误差看作系统的外部干扰的一部分, 即系统总的外部干扰为$\delta=-M_0^{-1}(q)(\tau_{\rm d}+\varepsilon)$, 且$\delta\in L_2[0,\infty)$, 即存在正常数$D_\delta>0$使得$\int_0^\infty\|\delta(t)\|^2{\rm d}t\leqslant D_\delta$.

4.2　鲁棒控制与稳定性分析(Robust control and stability analysis)

定理 1　考虑机器人系统式(6), 假定满足假设1, 如果存在正定对称矩阵$P=P^{\rm T}>0$满足如

下Riccati方程

$$PA+A^{\mathrm{T}}P+PB(\frac{1}{\gamma^2}I_n-2R^{-1})B^{\mathrm{T}}P=-Q. \tag{16}$$

其中: $\gamma>0$为指定的干扰抑制指标, $I_n\in\mathbb{R}^{n\times n}$为单位矩阵; $R=R^{\mathrm{T}}>0$为H_∞控制增益, $Q=Q^{\mathrm{T}}>0$为正定对称矩阵.

则控制律设计为式(12), 其中,

$$u=-M_0(q)R^{-1}B^{\mathrm{T}}Px, \tag{17}$$

模糊神经网络参数的自适应学习算法为:

$$\dot{\hat{W}}=-\varGamma^{-1}\varPhi(\cdot)x^{\mathrm{T}}PBM_0^{-1}(q), \tag{18}$$

其中$\varGamma$为$n\times n$维正定对角增益矩阵. 使得: 1) 由式(6)(12)和式(17)(18)所组成的闭环系统的所有状态变量有界; 2) 系统满足如下H_∞跟踪性能:

$$\int_0^T\|x(t)\|_Q^2\mathrm{d}t\leqslant\alpha+\gamma^2\int_0^T\|\delta(t)\|_Q^2\mathrm{d}t, \tag{19}$$

式中: $\alpha=x^{\mathrm{T}}(0)Px(0)+\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}(0)\varGamma\tilde{W}(0))$, 其中, $x(0)$和$\tilde{W}(0)$分别为系统状态向量$x(t)$和模糊神经网络权值$\tilde{W}(t)$的初始值.

证 考虑如下的Lyapunov函数:

$$V=\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}Px+\frac{1}{2}\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\tilde{W}), \tag{20}$$

将上式两边对时间微分得:

$$\begin{aligned}\dot{V}=&\frac{1}{2}\dot{x}^{\mathrm{T}}Px+\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}P\dot{x}+\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\dot{\tilde{W}})=\\&\frac{1}{2}[Ax+BM_0^{-1}(u-\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varPhi(\cdot)-\varepsilon-\tau_{\mathrm{d}})]^{\mathrm{T}}Px+\\&\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}P[Ax+BM_0^{-1}(u-\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varPhi(\cdot)-\varepsilon-\tau_{\mathrm{d}})]+\\&\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\dot{\tilde{W}})=\\&\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}(PA+A^{\mathrm{T}}P)-x^{\mathrm{T}}PBR^{-1}B^{\mathrm{T}}Px+\\&x^{\mathrm{T}}PB\delta-x^{\mathrm{T}}PBM_0^{-1}\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varPhi(\cdot)+\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\dot{\tilde{W}})=\\&\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}(PA+A^{\mathrm{T}}P)-x^{\mathrm{T}}PBR^{-1}B^{\mathrm{T}}Px+\\&x^{\mathrm{T}}PB\delta-\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varPhi(\cdot)x^{\mathrm{T}}PBM_0^{-1})+\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\dot{\tilde{W}}).\end{aligned} \tag{21}$$

考虑到$\dot{\tilde{W}}=-\dot{\hat{W}}$, 则

$$\begin{aligned}&-\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varPhi(\cdot)x^{\mathrm{T}}PBM_0^{-1}(q))+\mathrm{tr}(\tilde{W}^{\mathrm{T}}\varGamma\dot{\tilde{W}})=\\&-\mathrm{tr}\{\tilde{W}^{\mathrm{T}}[\varPhi(\cdot)x^{\mathrm{T}}PBM_0^{-1}(q)-\\&\varGamma\varGamma^{-1}\left((M_0^{-1}(q))^{\mathrm{T}}B^{\mathrm{T}}Px\right)^{\mathrm{T}}]\}=0.\end{aligned} \tag{22}$$

则将式(22)代入式(21), 并考虑到Riccati方程式(16), 经整理可得

$$\begin{aligned}&\dot{V}=\\&\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}(PA+A^{\mathrm{T}}P)x-x^{\mathrm{T}}PBR^{-1}B^{\mathrm{T}}Px+x^{\mathrm{T}}PB\delta=\\&\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}(PA+A^{\mathrm{T}}P+PB(\frac{I_n}{\gamma^2}-2R^{-1})B^{\mathrm{T}}P)x-\\&\frac{1}{2}(\frac{1}{\gamma}B^{\mathrm{T}}Px-\gamma\delta)^{\mathrm{T}}(\frac{1}{\gamma}B^{\mathrm{T}}Px-\gamma\delta)+\frac{1}{2}\gamma^2\delta^{\mathrm{T}}\delta\leqslant\\&-\frac{1}{2}x^{\mathrm{T}}Qx+\frac{1}{2}\gamma^2\delta^{\mathrm{T}}\delta,\end{aligned} \tag{23}$$

将式(23)两边对时间$t=0\sim T$积分得:

$$\begin{aligned}&V(x(T),\tilde{W}(T))-V(x(0),\tilde{W}(0))\leqslant\\&-\frac{1}{2}\int_0^T x^{\mathrm{T}}(t)Qx(t)\mathrm{d}t+\frac{\gamma^2}{2}\int_0^T\delta^{\mathrm{T}}(t)\delta(t)\mathrm{d}t,\end{aligned} \tag{24}$$

由于$V(x(T),\tilde{W}(T))\geqslant 0$, 则

$$\int_0^T\|x(t)\|_Q^2\mathrm{d}t\leqslant 2V(x(0),\tilde{W}(0))+\gamma^2\int_0^T\|\delta(t)\|^2\mathrm{d}t, \tag{25}$$

所以, 式(19)的H_∞跟踪性能满足.

由于$\delta\in L_2[0,\infty)$, 则存在$\sigma_{\mathrm{d}}>0$有$\|\delta\|\leqslant\sigma_{\mathrm{d}}$成立. 由式(24)可得

$$\dot{V}\leqslant-\frac{1}{2}\lambda_{\min}(Q)\|x(t)\|^2+\frac{1}{2}\gamma^2\sigma_{\mathrm{d}}^2, \tag{26}$$

式中$\lambda_{\min}(Q)$表示矩阵Q特征值的最小值.

由上式可知, 对于任意小的$\xi>0$, 如果选择

$$\lambda_{\min}(Q)>\frac{\gamma^2\sigma_{\mathrm{d}}^2}{\xi^2}, \tag{27}$$

那么存在$\zeta>0$, 使得

$$\dot{V}\leqslant-\zeta\|x(t)\|^2<0,\forall\|x(t)\|>\xi, \tag{28}$$

即闭环系统的所有状态变量有界.

根据定理1可以得到整个控制系统的原理框图如图2所示.

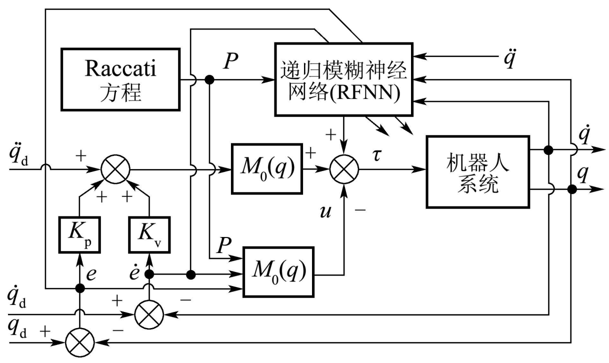


图 2 基于递归模糊神经网络的H_∞控制系统框图

Fig. 2 The frame of H_∞ system based on RFNN

5 仿真实验(Simulation experiments)

为了验证所设计的方法的有效性, 本文以图3所示的平面两关节机器人为控制对象进行仿真实验.

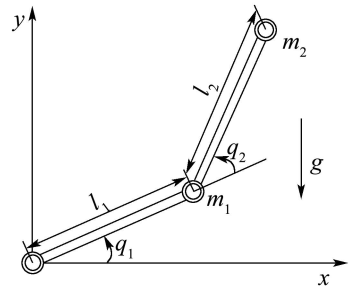


图 3　两关节机器人

Fig. 3　Two-link robot manipulator

方程式(6)中:

$$M(q)=\begin{bmatrix}M_1 & M_2\\ M_2 & m_2l_2^2\end{bmatrix},$$

$$C(q,\dot q)=\begin{bmatrix}-2m_2l_1l_2s_2\dot q_2 & m_2l_1l_2s_2\dot q_2\\ m_2l_1l_2s_2\dot q_1 & 0\end{bmatrix},$$

$$G(q)=\begin{bmatrix}m_2l_2gc_{12}+(m_1+m_2)l_1gc_1\\ m_2l_2gc_{12}\end{bmatrix},$$

其中:

$$M_1=m_1l_1^2+m_2(l_1^2+l_2^2+2l_1l_2c_2),$$
$$M_2=m_2l_2^2+m_2l_1l_2c_2,$$

m_1和m_2表示连杆1和连杆2的质量, l_1和l_2表示连杆1和连杆2的长度, g表示重力加速度. s_i表示$\sin q_i$, c_i表示$\cos q_i$, c_{ij}表示$\cos(q_i+q_j)$.

设置机械手的参数为:

$$m_1=4\ \mathrm{kg}, m_2=2\ \mathrm{kg},$$
$$l_1=1.1\ \mathrm{m}, l_2=0.8\ \mathrm{m}, g=9.8\ \mathrm{m/s^2}.$$

选择期望轨迹$q_{\rm d}=[q_{\rm 1d}\ \ q_{\rm 2d}]^{\rm T}$, 其中

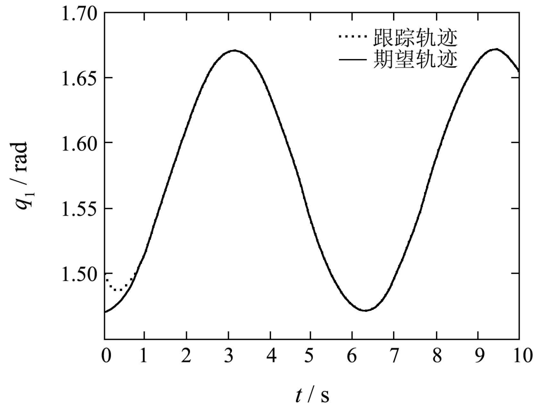
$$q_{\rm 1d}=\frac{\pi}{2}-0.1\cos t, q_{\rm 2d}=-\frac{\pi}{2}+0.1\sin t.$$

设系统的初始位置和初始速度分别为$q(0)=[1.5\ \ -1.5]^{\rm T}$和$\dot q(0)=[0\ \ 0]^{\rm T}$.

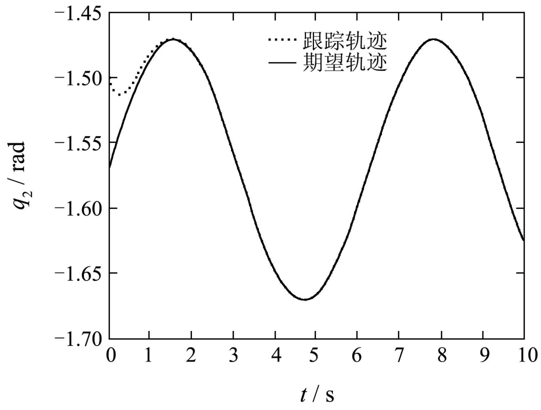
为了验证本文提出的控制策略的有效性, 将基于计算力矩控制方法和本文设计的基于模糊神经网络的H_∞控制方法进行比较.

5.1 实验1(Experiment 1)

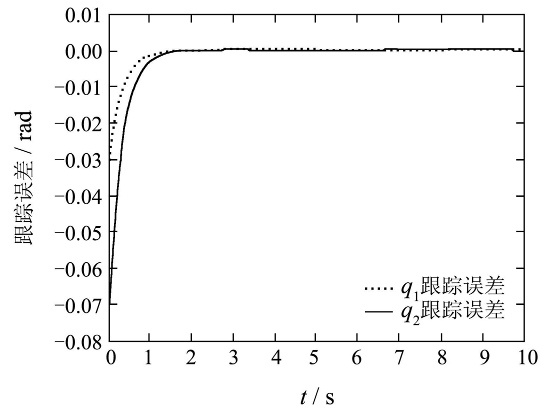
假设系统的动力学模型是精确已知且不受外部扰动, 用计算力矩控制器式(7)进行控制, 其中, $K_{\rm p}=150I_2, K_{\rm v}=50I_2$. 图4(a)和(b)为机器人两关节的跟踪曲线, 图4(c)为跟踪误差曲线.



(a) q_1的跟踪曲线



(b) q_2的跟踪曲线



(c) q_1和q_2的跟踪误差曲线

图 4　机器人计算力矩控制方法(无扰动)

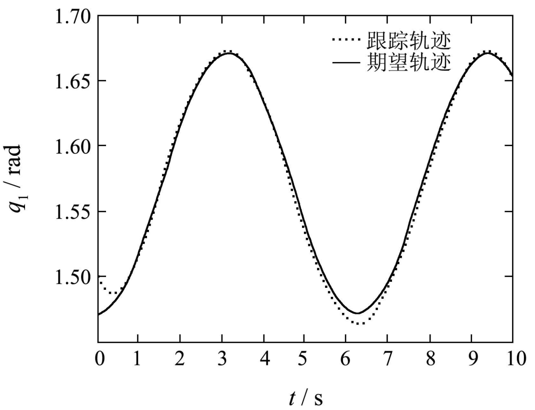
Fig. 4　Compute torque control for robot (no disturbances)

从图中可以看出, 计算力矩控制器能较好地用于模型是精确已知的机器人跟踪控制, 具有较好的动、静态的性能.

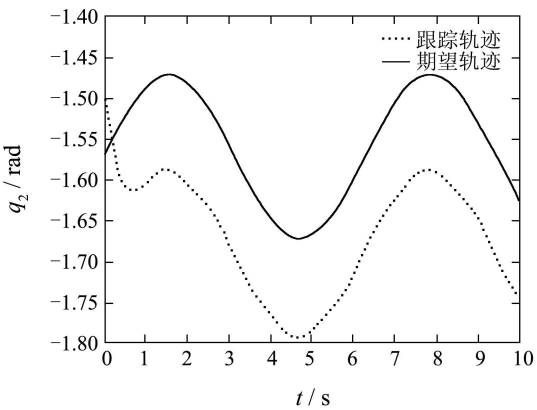
5.2 实验2(Experiment 2)

假设系统存在参数不确定和受到外部扰动的影响, 设系统的实际参数为$m_1=8\ \mathrm{kg}, m_2=4\ \mathrm{kg}$和$l_1=1.3\ \mathrm{m}, l_2=1.0\ \mathrm{m}$, 受到的外部扰动是$\tau_{\rm d}=$

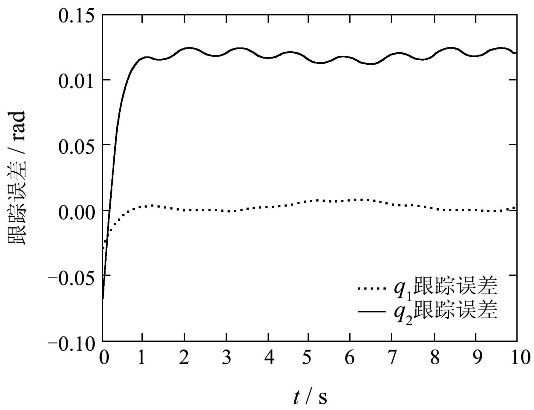
$[\sin(5t) \quad -\cos(5t)]^{\mathrm{T}}$, 用计算力矩控制器式(7)进行控制. 图5(a)和(b)为机器人两关节的轨迹跟踪曲线, 图5(c)为跟踪误差曲线.



(a) q_1的跟踪曲线



(b) q_2的跟踪曲线



(c) q_1和q_2的跟踪误差曲线

图 5 机器人的计算力矩控制方法(有扰动)

Fig. 5 Compute torque control for robot (under disturbances)

从图中可以看出, 当机器人系统动力学模型存在参数不确定和外界干扰时, 计算力矩控制器的跟踪性能变差.

5.3 实验3(Experiment 3)

在实验2的基础上, 运用本文所设计的基于递归模糊神经网络的H_∞控制方法对机器人系统进行控制. 模糊神经网络为4层网络, 其每层节点数为6−18−81−2, 即网络的输入为两关节的角度、速度和加速度, 对应式(1)∼(4)中

$$m = 6, n = 3, l = 81, s = 2.$$

式(16)∼(18)中的控制器参数为:

$$\Gamma^{-1} = 0.1,\ K_{\mathrm{p}} = 150I_2,\ K_{\mathrm{v}} = 50I_2,$$
$$Q = 20I_4,\ R = I_2, \gamma = 0.1,$$

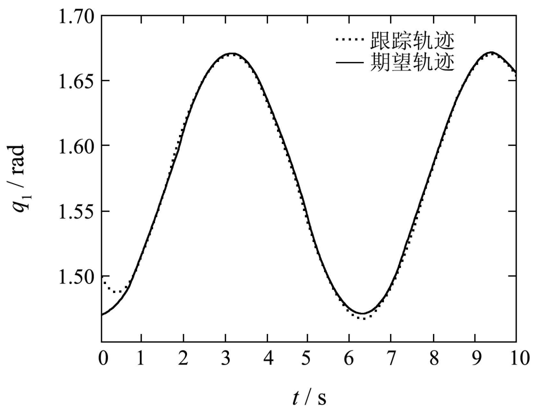
则

$$A = \begin{bmatrix} 0_n & I_n \\ -K_{\mathrm{p}} & -K_{\mathrm{v}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0_2 & I_2 \\ -150I_2 & -50I_2 \end{bmatrix}.$$

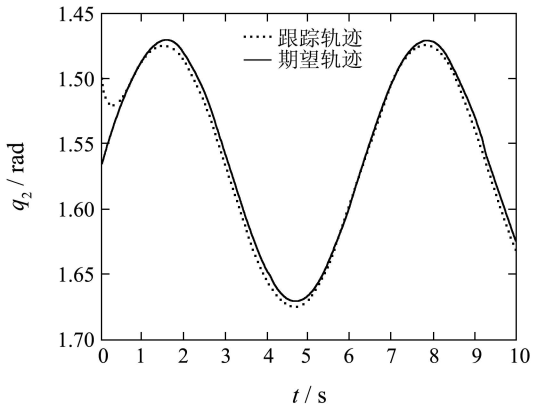
根据式(16)可以解出Riccati方程得:

$$P = \begin{bmatrix} 42.970I_2 & 0.0682I_2 \\ 0.0682I_2 & 0.2760I_2 \end{bmatrix},$$

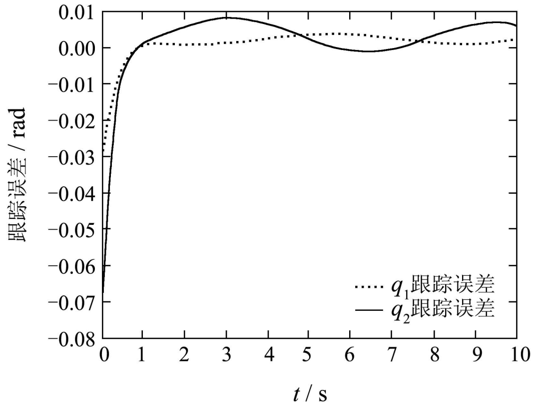
图6(a)和(b)为机器人两关节的轨迹跟踪曲线, 图6(c)为跟踪误差曲线, 图6(d)给出了两关节的控制力矩.



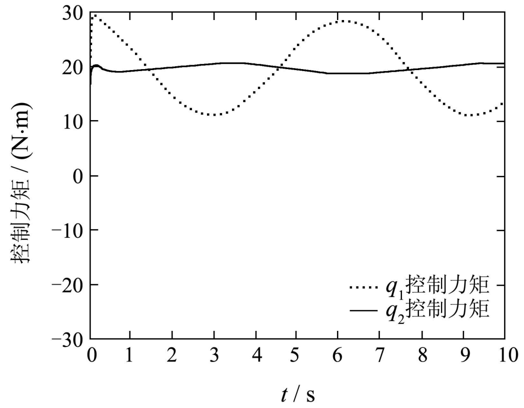
(a) q_1的跟踪曲线



(b) q_2的跟踪曲线



(c) q_1和q_2的跟踪误差曲线



(d) 控制力矩

图 6　基于模糊神经网络的鲁棒H_∞控制方法

Fig. 6　Robust H_∞ control method based on RFNN for robot

从图中可以看出, 本文所设计的基于递归模糊神经网络的H_∞控制方法具有理想的跟踪性能, 提高了系统的性能.

6　结论

利用递归模糊神经网络的逼近能力对机器人系统中的非线性函数建模, 针对机器人系统中存在的外扰和模糊神经网络的重构误差, 提出了一种满足H_∞性能指标的自适应控制方法, 理论分析证明了该控制器能够将机器人系统的外扰和模糊神经网络的重构误差对系统的影响控制在指定的范围内, 且闭环系统的所有信号都是有界的. 仿真结果表明, 在存在外扰的情况下, 本文提出的控制策略具有比计算力矩控制方法更好的跟踪性能.

参考文献(References):

[1] ORTEGA R, SPONG M W. Adaptive motion control of rigid robot: a tutorial[J]. *Automatica*, 1989, 25(6): 877 – 888.

[2] SPONG M W. Adaptive control of flexible joint manipulators[J]. *Systems and Control Letters*, 1989, 13(1): 15 – 21.

[3] SLOTINE J J E, SASTRY S S. Tracking control of nonlinear systems using sliding surfaces with application to robot manipulators[J]. *International Journal of Control*, 1983, 38(2): 465 – 492.

[4] SLOTINE J J E. The robust control of robot manipulators[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1985, 4(2): 49 – 64.

[5] CHEN F C, LIU C C. Adaptive controlling nonlinear continuous-time systems using multilayer neural networks[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1994, 39(6): 1306 – 1310.

[6] SUN F C, SUN Z Q, WOO P Y. Stable neural-network-based adaptive control for sampled-data nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1998, 9(5): 956 – 968.

[7] SONG Z, YI J, ZHAO D, et al. A computed torque controller for uncertain robotic manipulator systems: fuzzy approach[J]. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, 154(2): 208 – 226.

[8] JAGANNATHAN S. Discrete-time CMAC NN control of feedback linearizable nonlinear systems under a persistence of excitation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1999, 10(1): 128 – 137.

[9] LEU Y G, LEE T T, WANG W Y. Observer-based adaptive fuzzy-neural control for unknown nonlinear dynamical systems[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics: Part B*, 1999, 29(5): 583 – 591.

[10] CHEN B S, LEE C H, CHANG Y C. H_∞ tracking design of uncertain nonlinear SISO systems: adaptive fuzzy approach[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics: Part B*, 1996, 26(1): 32 – 43.

[11] CHANG Y C. Neural network-based H_∞ tracking control for robotic system[J]. *IEE Proceedings: Control Theory and Applications*, 2000, 147(3): 303 – 311.

[12] HWANG M C, HU X H. A robust position/force learning controller of manipulators via nonlinear H_∞ control and neural networks[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics: Part B*, 2000, 30(2): 310 – 321.

[13] ZHU D, FANG Y. Adaptive control of parallel manipulators via fuzzy-neural network algorithm[J]. *Journal of Control Theory and Applications*, 2007, 5(3): 295 – 300.

[14] SANNER R, SLOTINE J J E. Gaussian networks for direct adaptive control[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1992, 3(6): 837 – 863.

[15] CHANG Y C. Intelligent robust control for uncertain nonlinear time-varying systems and its application to robotic systems[J]. *IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics: Part B*, 2005, 35(6): 1108 – 1119.

[16] KIM Y H, LEWIS F L. Neural network output feedback control of robot manipulators[J]. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 1999, 15(2): 301 – 309.

作者简介:

彭金柱　(1980—), 男, 讲师, 博士, 主要研究方向为机器人控制、鲁棒控制、智能控制等, E-mail: jzpeng@zzu.edu.cn;

王耀南　(1957—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能信息处理、机器视觉、遥感图像处理等, E-mail: yaonan@hnu.cn;

王　杰　(1959—), 男, 教授, 博士生导师, 目前研究方向为信息安全、人工智能等, E-mail: wj@zzu.edu.cn.