0254-6124/2011/31(6)-821–08 *Chin. J. Space Sci.* 空间科学学报

Huang Dengfeng, Chen Li. Tracking control for coordinated motion of space manipulator in joint space based on fuzzy wavelet neural network. *Chin. J. Space Sci.*, 2011, **31**(6): 821-828

漂浮基空间机械臂姿态、关节协调运动的模糊小波神经网络控制*

黄登峰　陈　力

(福州大学机械工程及自动化学院　福州 350108)

摘　要　讨论了本体姿态受控、位置不受控制的漂浮基空间机械臂系统协调运动的动力学控制问题. 根据系统位置几何关系、动量守恒关系和第二类拉格朗日方程, 建立漂浮基空间机械臂系统的动力学方程. 在此基础上, 针对系统参数未知的情况, 设计了一种采用小波基函数作为模糊隶属度函数的模糊神经网络控制器, 以控制空间机械臂的本体姿态和机械臂两关节铰协调地完成各自在关节空间的期望运动. 其特点是不要求系统动力学方程关于惯性参数呈线性函数关系, 甚至不需要知道系统参数; 而且网络权值是采用反向传播算法根据误差进行在线学习, 使模糊神经网络获得更强的自学习和自适应能力, 同时也节省了离线学习的时间. 系统数值仿真的结果证实上述控制方案是行之有效的.

关键词　漂浮基空间机械臂系统, 模糊小波神经网络, 协调运动, 关节空间

中图法分类号　V 42

Tracking Control for Coordinated Motion of Space Manipulator in Joint Space Based on Fuzzy Wavelet Neural Network

HUANG Dengfeng　CHEN Li

(*College of Mechanical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou* 350108)

Abstract　The trajectory tracking control for coordinated motion of free-floating space manipulator system with an attitude controlled base is discussed. According to the geometrical relationship and law of conservation of momentum, the dynamic equations of space manipulator system are constituted through Lagrange equation of the second kind. Based on the above, a fuzzy wavelet neural network scheme is designed to control the base attitude and the joint angle of manipulator to track desired trajectories synchronously in joint space on condition that system parameters are unknown. The control scheme needs neither linearly parameterize the dynamic equations of the system, nor know any system parameters. Further more, its network weights are learning online based on errors by back propagation algorithm so the self-learning and self-adapting ability of fuzzy neural network is

* 国家自然科学基金项目 (10672040) 和福建省自然科学基金项目 (2010J01003) 共同资助

2010-08-04 收到原稿, 2011-05-16 收到修定稿

E-mail: hdfeng-4950@163.com

enhanced and meantime the offline training time is saved. Numerical simulations are presented to verify the feasibility and effectiveness of the proposed control scheme.

Key words Free-floating space manipulator, Fuzzy wavelet neural network, Coordinated motion, Joint space

1 引言

在未来的空间活动中, 空间机械臂系统将从事大量的空间加工、生产、装配、科学实验及维修等工作, 引起了广泛关注 [1−4]. 然而, 由于本体的位置控制系统在空间机械臂工作期间处于关闭状态, 系统受到动量守恒的动力学约束, 以致机械臂与本体之间存在着强烈的动力学耦合作用. 其特点表现为, 系统动力学方程对系统的惯性参数不符合一般的线性规律. 上述情况大大增加了空间机械臂控制系统设计的难度, 尤其是对于系统参数未知的情况. 为此, 进行了大量研究工作, 并提出多种控制方法 [5−12].

模糊控制具有不依赖对象的数学模型、鲁棒性好的优点, 但其规则库中的规则以及定义的隶属度函数都是不可调整的, 缺乏自学习和自适应能力. 神经网络也不需要对象的精确模型, 而且具有自学习性, 但缺乏有效的构造方法来选择网络结构和决定神经元的参数. 模糊神经网络可以很好地弥补模糊控制和神经网络各自的缺陷, 一方面, 利用神经网络的自学习能力可以修正模糊控制的控制规则和隶属度函数, 另一方面, 可以利用模糊控制的定性知识表达能力来方便地设计及初始化神经网络. 近年来, 以小波基函数作为模糊隶属度函数的模糊神经网络控制器已用于机器人的控制 [13]. 文献 [14] 提出一种模糊小波基神经网络控制器并用于地面基机器人的轨迹跟踪控制; 文献 [15] 提出一种模糊小波神经网络控制器, 对人工肌肉驱动器进行控制. 上述研究工作主要针对地面基机器人或医疗机器人, 而对于具有更强非线性和更强耦合特性的空间机械臂的研究则比较少.

本文讨论了本体姿态受控、位置不受控制的漂浮基空间机械臂系统协调运动的动力学控制问题. 根据系统位置几何关系、动量守恒关系和第二类拉格朗日方程, 建立漂浮基空间机械臂系统的动力学方程. 在此基础上, 针对系统惯性参数未知的情况, 结合模糊控制理论与小波神经网络, 设计出一种模糊小波神经网络控制器, 说明了其结构并给出训练算法, 以控制空间机械臂的本体姿态和机械臂两关节铰协调地完成各自在关节空间的期望运动. 其优点是不需要知道系统的惯性参数, 且网络权值采用反向传播算法进行在线学习, 节省了离线学习的时间. 一个平面自由漂浮两杆空间机械臂系统的数值仿真, 证实了上述控制方案的有效性.

2 系统动力学模型

考虑作平面运动的自由漂浮两杆空间机械臂系统, 其结构如图 1 所示. 设系统由自由漂浮的本体 B_0 及机械臂 B_1, B_2 组成, 建立各分体 B_i $(i=0,1,2)$ 的主轴坐标系 $(O_ix_iy_i)$, 其中 O_0 与 B_0 的质心 O_{C0} 重合, O_1, O_2 分别为联结 B_0 与 B_1, B_1 与 B_2 的转动铰中心, x_i $(i=1,2)$ 为机械臂 B_i 的对称轴, O_{C1}, O_{C2} 分别为 B_1 和 B_2 的质心, $\boldsymbol{e}_i$ 为沿 x_i $(i=0,1,2)$ 轴方向的基矢量. 设 O_1 在 x_0 轴上与 O_0 的距离为 l_0, B_i 沿 x_i $(i=1,2)$ 轴的长度为 l_i, O_{C1} 在 x_1 轴上与 O_1 的距离为 a_1, O_{C2} 在 x_2 轴上与 O_2 的距离为 a_2; 各分体的质量和转动惯量分别为 m_i, J_i $(i=0,1,2)$, $M=\left(\sum\limits_{i=0}^{2}m_i\right)$ 为系统的总质量, C 为系统的总质心.

建立平动的惯性坐标系 (Oxy), 设各分体沿 (x,y) 平面作平面运动; 设 α 为 x_0 轴相对 y 轴的转角, θ_1 为 x_1 轴相对 x_0 轴的转角, θ_2 为 x_2 轴相对 x_1 轴的转角.

由系统位置几何关系, 各分体质心 O_{Ci} 相对于惯性坐标系原点 O 的矢径 $\boldsymbol{r}_i$ $(i=0,1,2)$ 可写为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{r}_1&=\boldsymbol{r}_0+l_0\boldsymbol{e}_0+a_1\boldsymbol{e}_1,\\ \boldsymbol{r}_2&=\boldsymbol{r}_0+l_0\boldsymbol{e}_0+l_1\boldsymbol{e}_1+a_2\boldsymbol{e}_2.\end{aligned}\tag{1}$$

根据系统总质心定义, 有

$$\sum_{i=0}^{2}m_i\boldsymbol{r}_i=M\boldsymbol{r}_C.\tag{2}$$

将式 (1) 代入式 (2), 并将等式两端除以系统的总质

量 M, 可解出 $\boldsymbol{r}_0$ 为

$$\boldsymbol{r}_0 = \boldsymbol{r}_C + L_{00}\boldsymbol{e}_0 + L_{01}\boldsymbol{e}_1 + L_{02}\boldsymbol{e}_2. \tag{3}$$

其中,

$$\begin{aligned} L_{00} &= -(l_0/M)(m_1+m_2),\\ L_{01} &= -(1/M)(m_1a_1+m_2l_1),\\ L_{02} &= -(m_2a_2/M). \end{aligned}$$

将式 (3) 代入式 (1) 得到

$$\begin{aligned} \boldsymbol{r}_1 &= \boldsymbol{r}_C + \sum_{i=0}^{2} L_{1i}\boldsymbol{e}_i,\\ \boldsymbol{r}_2 &= \boldsymbol{r}_C + \sum_{i=0}^{2} L_{2i}\boldsymbol{e}_i. \end{aligned} \tag{4}$$

其中, L_{1i}, L_{2i} $(i=0,1,2)$ 与前面的 L_{0i} 类似, 为系统惯性参数的组合函数.

忽略微弱的重力梯度, 空间机械臂系统为无外力作用的自由漂浮无根多体系统. 系统遵守对 (Oxy) 惯性坐标系的动量守恒关系. 设系统的初始动量为零, 即有 $\dot{\boldsymbol{r}}_C = 0$.

考虑系统的动能 T, 有

$$\begin{aligned} T &= \sum_{i=0}^{2} T_i,\\ T_i &= \frac{1}{2}m_i\dot{\boldsymbol{r}}_i^2 + \frac{1}{2}J_i\boldsymbol{\omega}_i^2\\ &\qquad (i=0,1,2). \end{aligned} \tag{5}$$

式中, $\boldsymbol{\omega}_i$ 为第 i 个分体的角速度, J_i $(i=0,1,2)$ 为第 i 个分体的转动惯量.

由拉格朗日方程并利用上面的系统动能表达式, 可得到如下形式的空间机械臂系统动力学方程:

$$\boldsymbol{D}(\boldsymbol{q})\ddot{\boldsymbol{q}} + \boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}}) = \begin{pmatrix} \tau_0 & \boldsymbol{\tau}^{\mathrm{T}} \end{pmatrix}^{\mathrm{T}}. \tag{6}$$

其中, $\boldsymbol{D}(\boldsymbol{q})$ 为 3×3 的对称、正定质量矩阵, $\boldsymbol{C}(\boldsymbol{q},\dot{\boldsymbol{q}})$ 为包含科氏力、离心力的 3 阶列矢量, τ_0 为本体姿态控制系统的控制输入, $\boldsymbol{\tau} = (\tau_1\ \tau_2)^{\mathrm{T}}$, 为除本体外由机械臂两关节铰 O_1, O_2 的控制力矩 τ_1, τ_2 组成的 2 阶列矢量, $\boldsymbol{q} = (\alpha\ \theta_1\ \theta_2)^{\mathrm{T}}$ 为系统的广义坐标矢量, $\dot{\boldsymbol{q}}$ 和 $\ddot{\boldsymbol{q}}$ 分别为与之相应的速度和加速度矢量.

3 基于模糊小波神经网络的控制算法

空间机械臂系统是具有强耦合、高度非线性的对象, 特别是当系统参数不确定或未知时, 其精确数学模型很难建立, 导致控制系统的设计变得更加困难. 模糊神经网络具有不依赖对象的数学模型、良好的知识表达能力和自学习功能等特点, 所以考虑用模糊小波神经网络进行空间机械臂载体姿态与机械臂关节协调运动的控制算法设计.

设 α, θ_1, θ_2 为空间机械臂的本体姿态角和两机械臂关节转角的实际值, $\dot{\alpha}$, $\dot{\theta}_1$, $\dot{\theta}_2$ 为空间机械臂的本体姿态角速度和两机械臂关节角速度的实际值; α_{d}, $\theta_{1\mathrm{d}}$, $\theta_{2\mathrm{d}}$ 为空间机械臂的本体姿态角和两机械臂关节转角的期望值, $\dot{\alpha}_{\mathrm{d}}$, $\dot{\theta}_{1\mathrm{d}}$, $\dot{\theta}_{2\mathrm{d}}$ 为空间机械臂的本体姿态角速度和两机械臂关节角速度的期望值; e_1, e_2, e_3 为角度误差, $\dot{e}_1$, $\dot{e}_2$, $\dot{e}_3$ 为角速度误差.

由以上分析可知, 本体姿态受控、位置不受控制

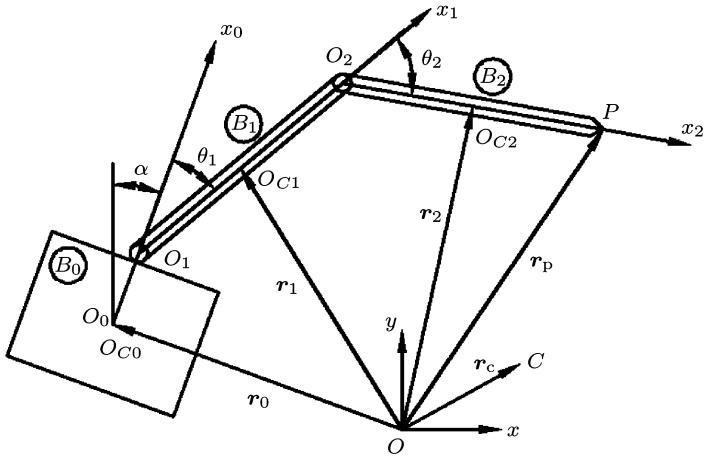


图 1 漂浮基两杆空间机械臂系统

Fig. 1 Free-floating space manipulator system

的漂浮基空间机械臂系统需要 3 个关节伺服控制器, 则整个模糊小波神经网络应由 3 个子网组成, 每个子网代表一个关节的伺服控制器. 每个子网的输入为此关节的角度误差和角速度误差.

为了能利用模糊小波神经网络, 首先对角度误差和角速度误差进行量化, 将其论域转化为模糊小波神经网络的输入论域

$$ {}^{k}x_1 = k_{\mathrm{e}k}e_k, \quad {}^{k}x_2 = k_{\mathrm{ec}k}\dot{e}_k, \quad (k = 1, 2, 3). \tag{7} $$

其中, k 表示模糊小波神经网络的第 k 个子网, ${}^{k}x_1$ 和 ${}^{k}x_2$ 为第 k 个子网的两个输入, $k_{\mathrm{e}k}$ 为角度误差的量化因子, $k_{\mathrm{ec}k}$ 为角速度误差的量化因子.

然后, 针对系统参数未知的情况, 设计了一个模糊小波神经网络, 用神经网络来实现模糊化、模糊推理和去模糊化的过程, 并采用小波基函数作为模糊隶属度函数. 由此得到模糊小波神经网络的控制律如下:

$$ (\,\tau_0 \quad \boldsymbol{\tau}^{\mathrm{T}}\,)^{\mathrm{T}} = [\,k_{u1}y_1 \quad k_{u2}y_2 \quad k_{u3}y_3\,]^{\mathrm{T}}. \tag{8} $$

其中, y_l $(l = 1, 2, 3)$ 为模糊小波神经网络的 3 个输出, 其具体表达式在下文中给出, k_{u1}, k_{u2}, k_{u3} 称为比例因子, 将模糊小波神经网络的输出论域转化为实际的输出论域, 得到控制力矩 τ_0, τ_1, τ_2.

由上所述, 基于模糊小波神经网络的空间机械臂控制系统总体结构如图 2 所示.

3.1 模糊小波神经网络的结构

从式 (8) 和图 2 可以看出, 空间机械臂控制系统的主要组成部分是一个模糊小波神经网络. 下面详细介绍这个网络的具体结构, 其示意图如图 3 所示.

整个网络分为 3 个子网, 每个子网由 5 层组成. 考虑到空间机械臂本体和两机械臂关节间的耦合作用, 3 个子网的输出 u_1, u_2, u_3 分别乘以相应的影响因子得到整个网络的输出 y_1, y_2, y_3. 以下用 ${}^{k}I_j^{(i)}$, ${}^{k}O_j^{(i)}$ 分别代表第 k 个子网第 i 层网络第 j 个神经元的输入和输出.

图 3 中第一层为输入层, 该层的各个结点直接与输入值 (角度、角速度误差) 连接, 起着将输入值传送到下一层的作用. 每个输入的论域均为 $[-1, 1]$. 共 6 个输入, 其输入输出关系为

$$ {}^{k}O_i^{(1)} = {}^{k}I_i^{(1)} = {}^{k}x_i, \quad (k = 1, 2, 3; i = 1, 2). \tag{9} $$

其中, ${}^{k}x_i$ 代表第 k 个子网的第 i 个输入.

第二层每个结点代表一个语言词集值, 如 N, P, Z 等. 其作用是计算各输入分量属于各语言词集的隶属度函数 $\mu_{k_{A_{ij}}}({}^{k}x_i)$. 隶属度函数采用小波基函数. 其中小波母函数为

$$ \psi(x) = (1 - x^2)\mathrm{e}^{-\frac{x^2}{2}}. \tag{10} $$

则各语言词集上定义的隶属度函数可以通过平移和伸缩小波母函数来得到.

对于第 k 个子网的第 i 个输入对应的第 j 个词集 ${}^{k}A_{ij}$, 定义的小波隶属度函数为

$$ \mu_{k_{A_{ij}}}({}^{k}x_i) = {}^{k}\psi_{ij}({}^{k}x_i) = 2^{k_{m_{ij}}/2}\psi(2^{k_{m_{ij}}}{}^{k}x_i - {}^{k}n_{ij}). \tag{11} $$

其中, ${}^{k}m_{ij}$ 和 ${}^{k}n_{ij}$ 分别为伸缩和平移系数.

就本文所用到的控制器而言, 在每个输入 ${}^{k}x_i$ 上定义了 3 个模糊语言词集 $\{P, Z, N\} = \{$ 正, 零, 负$\}$,

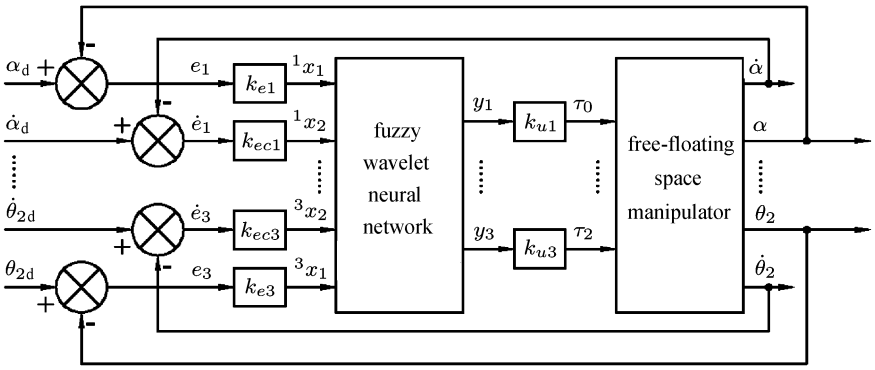


图 2 基于模糊小波神经网络的空间机械臂协调运动控制系统

Fig. 2 Control system for coordinated motion of space manipulator based on fuzzy wavelet neural network

${}^k x_i$ 的论域为 $[-1,1]$, 则可定义 ${}^k m_{ij}$ 和 ${}^k n_{ij}$ 的初始值为

$$ {}^k m_{ij}(0) = \begin{cases} 0, & {}^k A_{ij} = P; \\ 0, & {}^k A_{ij} = Z; \\ 0, & {}^k A_{ij} = N. \end{cases} \tag{12} $$

$$ {}^k n_{ij}(0) = \begin{cases} 1, & {}^k A_{ij} = P; \\ 0, & {}^k A_{ij} = Z; \\ -1, & {}^k A_{ij} = N. \end{cases} \tag{13} $$

根据以上的定义, 可以画出小波隶属度函数的初始形状, 如图 4 所示. 则第二层网络的输入/输出关系为

$$ {}^k O_{ij}^{(2)} = {}^k I_{ij}^{(2)} = \mu_{k_{A_{ij}}}({}^k x_i), \quad (k=1,2,3; i=1,2; j=1,2,3). \tag{14} $$

第三层的每个结点代表一条模糊规则, 其作用是用来计算每条规则的适用度. 在这里, 用乘法代替取小运算.

$$ {}^k O_{ij}^{(3)} = {}^k I_{ij}^{(3)} = {}^k O_{1i}^{(2)} {}^k O_{2j}^{(2)}, \quad (k=1,2,3; i=1,2,3; j=1,2,3). \tag{15} $$

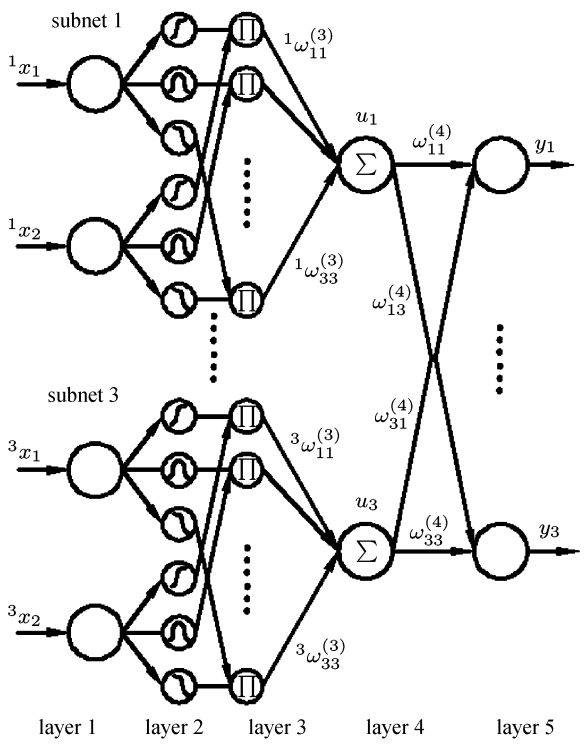


图 3 模糊小波神经网络的结构

Fig. 3 Architecture of fuzzy wavelet neural networks

第四层所实现的是清晰化计算, 计算各子网的输出.

$$ {}^k I^{(4)} = \sum_{i,j=1}^{3} ({}^k I_{ij}^{(3)} {}^k \omega_{ij}^{(3)}), \quad (k=1,2,3). \tag{16} $$

$$ u_k = {}^k O^{(4)} = {}^k I^{(4)} \Big/ \sum_{i,j=1}^{3} {}^k O_{ij}^{(3)}, \quad (k=1,2,3). \tag{17} $$

其中, ${}^k \omega_{ij}^{(3)}$ 为网络权值, 代表各控制规则的输出对应的语言词集中心值.

第五层是整个网络的输出层, 代表空间机械臂本体和两机械臂关节间的耦合作用.

$$ y_l = \sum_{k=1}^{3} (u_k \omega_{kl}^{(4)}), \quad (l=1,2,3). \tag{18} $$

其中, $\omega_{kl}^{(4)}$ 为网络权值, 即是上文中提到的影响因子.

经过以上五层的网络计算, 得到从输入到输出的非线性映射 $x \to y$, 再将 y_l 乘以相应的比例因子 k_{ul}, 即可获得空间机械臂系统的控制力矩 $(\tau_0 \ \boldsymbol{\tau}^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}}$, 如式 (8) 所示.

3.2 模糊小波神经网络的在线训练算法

由控制律式 (8) 和模糊小波神经网络的结构可知, 当定义了对应于每个输入的 3 个语言词集和小波母函数之后, 空间机械臂系统的控制力矩 $(\tau_0 \ \boldsymbol{\tau}^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}}$ 仅是网络输入 (角度误差和角速度误差)、网络权值 $\omega_{kl}^{(4)}$, ${}^k \omega_{ij}^{(3)}$、伸缩和平移系数 ${}^k m_{ij}$ 和 ${}^k n_{ij}$ 的函数. 因此, 可以设定目标误差函数, 利用角度误差和角速度误差调整网络参数, 最终的目标是使角度误差趋于零, 找到最优值. 所以, 在线学习的目标函数可定义为

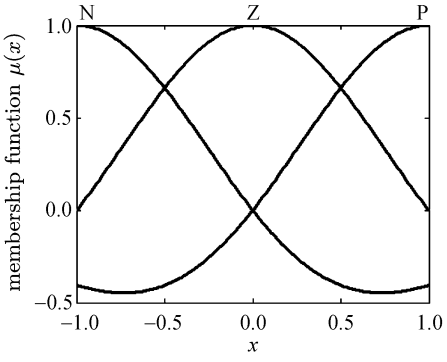


图 4 小波隶属度函数的初始形状与分布

Fig. 4 Initial shape of wavelet membership function

$$E=\frac{1}{2}\sum_{m=1}^{3}(\theta_{\mathrm{d}m}-\theta_m)^2=\frac{1}{2}\sum_{m=1}^{3}e_m^2. \tag{19}$$

其中, $\theta_{\mathrm{d}m}$ 和 θ_m 分别表示空间机械臂的本体姿态角和两机械臂关节转角的期望输出和实际输出.

该模糊小波神经网络与反向传播网络一样, 在结构上均为多层前馈网络, 因此可采用反向传播算法进行学习, 学习的参数是网络权值 $\omega_{kl}^{(4)}$, ${}^k\omega_{ij}^{(3)}$、伸缩和平移系数 ${}^km_{ij}$ 和 ${}^kn_{ij}$. 下面给出误差反传算法来计算 $\dfrac{\partial E}{\partial\omega_{kl}^{(4)}}$, $\dfrac{\partial E}{\partial{}^k\omega_{ij}^{(3)}}$, $\dfrac{\partial E}{\partial{}^km_{ij}}$ 和 $\dfrac{\partial E}{\partial{}^kn_{ij}}$, 然后利用一阶梯度寻优算法来调节 $\omega_{kl}^{(4)}$, ${}^k\omega_{ij}^{(3)}$, ${}^km_{ij}$ 和 ${}^kn_{ij}$.

计算

$$\frac{\partial E}{\partial\omega_{kl}^{(4)}}=\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial\omega_{kl}^{(4)}}=\sum_{m=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial\theta_m}\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\frac{\partial y_l}{\partial\omega_{kl}^{(4)}}=\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)u_k,\quad(k=1,2,3;l=1,2,3). \tag{20}$$

其中,

$$\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\approx\frac{\theta_m(t)-\theta_m(t-1)}{y_l(t)-y_l(t-1)+\varepsilon},\quad(\varepsilon\text{ 为极小的正数}). \tag{21}$$

再计算

$$\frac{\partial E}{\partial{}^k\omega_{ij}^{(3)}}=\sum_{l=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial u_k}\frac{\partial u_k}{\partial{}^k\omega_{ij}^{(3)}}\Big)=\sum_{l=1}^{3}\Big[\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\cdot\omega_{kl}^{(4)}\,{}^kO_{ij}^{(3)}\Big/\sum_{i,j=1}^{3}{}^kO_{ij}^{(3)}\Big],\quad(k=1,2,3;i=1,2,3;j=1,2,3). \tag{22}$$

$$\frac{\partial E}{\partial{}^km_{1i}}=\sum_{l=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial u_k}\cdot\frac{\partial u_k}{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}\frac{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}{\partial{}^kO_{1i}^{(2)}}\frac{\partial{}^kO_{1i}^{(2)}}{\partial{}^km_{1i}}\Big)=\sum_{l=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}\Big[\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\omega_{kl}^{(4)}\cdot\frac{{}^k\omega_{ij}^{(3)}-u_k}{\sum_{i,j=1}^{3}{}^kO_{ij}^{(3)}}{}^kO_{2j}^{(2)}d_1\Big],$$

$$(k=1,2,3;i=1,2,3). \tag{23}$$

$$d_1=2^{{}^km_{1i}/2}\ln 2\Big[\frac{1}{2}\psi(h_1)+2^{{}^km_{1i}}(h_1^3-3h_1)\cdot\mathrm{e}^{-h_1^2/2k}x_1\Big],\quad(h_1=2^{{}^km_{1i}k}x_1-{}^kn_{1i}). \tag{24}$$

$$\frac{\partial E}{\partial{}^kn_{1i}}=\sum_{l=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial u_k}\frac{\partial u_k}{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}\cdot\frac{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}{\partial{}^kO_{1i}^{(2)}}\frac{\partial{}^kO_{1i}^{(2)}}{\partial{}^kn_{1i}}\Big)=\sum_{l=1}^{3}\sum_{j=1}^{3}\Big[\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\omega_{kl}^{(4)}\cdot\frac{{}^k\omega_{ij}^{(3)}-u_k}{\sum_{i,j=1}^{3}{}^kO_{ij}^{(3)}}{}^kO_{2j}^{(2)}v_1\Big],\quad(k=1,2,3;i=1,2,3). \tag{25}$$

$$v_1=-2^{\frac{{}^km_{1i}}{2}}(h_1^3-3h_1)\mathrm{e}^{\frac{-h_1^2}{2}},\quad(h_1=2^{k_{m_{1i}}}{}^kx_1-{}^kn_{1i}). \tag{26}$$

$$\frac{\partial E}{\partial{}^km_{2j}}=\sum_{l=1}^{3}\sum_{i=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial u_k}\frac{\partial u_k}{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}\cdot\frac{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}{\partial{}^kO_{2j}^{(2)}}\frac{\partial{}^kO_{2j}^{(2)}}{\partial{}^km_{2j}}\Big)=\sum_{l=1}^{3}\sum_{i=1}^{3}\Big[\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\omega_{kl}^{(4)}\cdot\frac{{}^k\omega_{ij}^{(3)}-u_k}{\sum_{i,j=1}^{3}{}^kO_{ij}^{(3)}}{}^kO_{1i}^{(2)}d_2\Big],\quad(k=1,2,3;j=1,2,3). \tag{27}$$

其中,

$$d_2=2^{\frac{{}^km_{2j}}{2}}\ln 2\Big[\frac{1}{2}\psi(h_2)+2^{{}^km_{2j}}(h_2^3-3h_2)\cdot\mathrm{e}^{\frac{-h_2^2}{2}{}^kx_2}\Big],\quad(h_2=2^{{}^km_{2j}}{}^kx_2-{}^kn_{2j}). \tag{28}$$

$$\frac{\partial E}{\partial^kn_{2j}}=\sum_{l=1}^{3}\sum_{i=1}^{3}\Big(\frac{\partial E}{\partial y_l}\frac{\partial y_l}{\partial u_k}\frac{\partial u_k}{\partial{}^kO_{ij}^{(3)}}\cdot\frac{\partial^kO_{ij}^{(3)}}{\partial{}^kO_{2j}^{(2)}}\frac{\partial{}^kO_{2j}^{(2)}}{\partial{}^kn_{2j}}\Big)=\sum_{l=1}^{3}\sum_{i=1}^{3}\Big[\sum_{m=1}^{3}\Big(-e_m\frac{\partial\theta_m}{\partial y_l}\Big)\omega_{kl}^{(4)}\cdot$$

$$\left.\frac{{}^{k}\omega_{ij}^{(3)}-u_k\,{}^{k}O_{1i}^{(2)}v_2}{\sum_{i,j=1}^{3}{}^{k}O_{ij}^{(3)}}\right],$$

$$(k=1,2,3;j=1,2,3). \quad (29)$$

$$v_2=-2^{\frac{{}^{k}m_{2j}}{2}}(h_2^3-3h_2)\mathrm{e}^{\frac{-h_2^2}{2}},$$

$$(h_2=2^{{}^{k}m_{2j}}\,{}^{k}x_2-{}^{k}n_{2j}). \quad (30)$$

在求得所需的一阶梯度后, 最后可给出参数调整的学习算法, 即

$$\omega_{kl}^{(4)}(t+1)=\omega_{kl}^{(4)}(t)-\eta_1\frac{\partial E}{\partial\omega_{kl}^{(4)}},$$

$$(k=1,2,3;\quad l=1,2,3). \quad (31)$$

$${}^{k}\omega_{ij}^{(3)}(t+1)={}^{k}\omega_{ij}^{(3)}(t)-\eta_2\frac{\partial E}{\partial\,{}^{k}\omega_{ij}^{(3)}},$$

$$(k=1,2,3;i=1,2,3;j=1,2,3). \quad (32)$$

$${}^{k}m_{ij}(t+1)={}^{k}m_{ij}(t)-\eta_3\frac{\partial E}{\partial\,{}^{k}m_{ij}},$$

$$(k=1,2,3;i=1,2;j=1,2,3). \quad (33)$$

$${}^{k}n_{ij}(t+1)={}^{k}n_{ij}(t)-\eta_4\frac{\partial E}{\partial\,{}^{k}n_{ij}},$$

$$(k=1,2,3;i=1,2;j=1,2,3). \quad (34)$$

其中, η_1, η_2, η_3 和 η_4 为学习率.

4 仿真算例

以图 1 所示作平面运动的自由漂浮两杆空间机械臂系统为例. 并取系统惯性参数: $l_0=1.5\,\mathrm{m}$, $l_1=l_2=1\,\mathrm{m}$, $a_1=a_2=0.5\,\mathrm{m}$; 各分体质量 $m_0=40\,\mathrm{kg}$, $m_1=2\,\mathrm{kg}$, $m_2=1\,\mathrm{kg}$; 中心惯量矩 $J_0=34.17\,\mathrm{kg\cdot m^2}$, $J_1=J_2=1.5\,\mathrm{kg\cdot m^2}$. 利用上面的模糊小波神经网络控制输入规律式 (8) 和学习算法式 (31)~(34), 进行系统仿真.

设空间机械臂系统本体姿态的期望运动轨迹为

$$\alpha_{0\mathrm{d}}=2\pi/3+\sin(\pi t/4)/3. \quad (\text{单位 rad})$$

同时, 机械臂两关节铰在关节空间的期望运动轨迹为

$$\theta_{1\mathrm{d}}=\pi/3-\sin(\pi t/3),\theta_{2\mathrm{d}}=\cos(\pi t/3). \quad (\text{单位 rad})$$

仿真时, 空间机械臂系统本体姿态角及机械臂关节铰的初始值分别取为 $\alpha(0)=1.5\,\mathrm{rad}$, $\theta_1(0)=0.5\,\mathrm{rad}$, $\theta_2(0)=0.5\,\mathrm{rad}$; 整个追踪过程所用时间 $t=10\,\mathrm{s}$.

在仿真过程中, 小波函数伸缩和平移系数按式 (12) 和式 (13) 取初始值. 角度误差和角速度误差的量化因子选取为: $k_{\mathrm{e}1}=k_{\mathrm{e}2}=k_{\mathrm{e}3}=50$, $k_{\mathrm{ec}1}=5$, $k_{\mathrm{ec}2}=k_{\mathrm{ec}3}=1$. 比例因子选择为 $ku_1=ku_2=ku_3=100$. 学习率选择为 $\eta_1=\eta_2=0.01$, $\eta_3=\eta_4=0.001$.

将模糊小波神经网络 (Fuzzy Wavelet Neural Network, FWNN) 控制与常规 PD 控制的仿真结果进行比较, 以验证所提出的控制方法能有效地提高轨迹跟踪性能. 图 5 为空间机械臂系统本体姿态角在 PD 控制与 FWNN 控制下的实际运动轨迹与期望运动轨迹的比较, 图 6 为空间机械臂两关节铰在 PD 控制与 FWNN 控制下的实际运动轨迹与期望运动轨迹的比较情况. 从图中的仿真结果可以看出, 常规

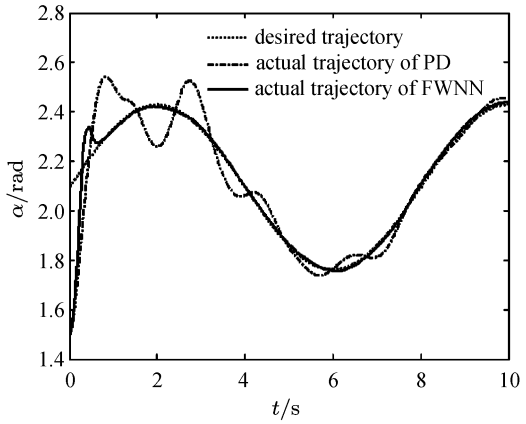


图 5 本体姿态角的轨迹跟踪

Fig. 5 Trajectory tracking of the base's attitude

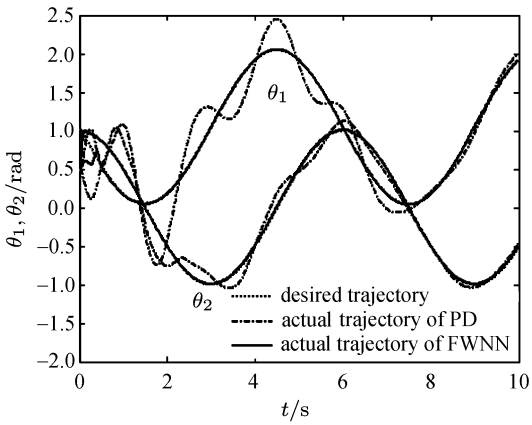


图 6 机械臂两关节铰的轨迹跟踪

Fig. 6 Trajectory tracking of the arm's joints

PD 控制的跟踪误差较大, 达不到控制要求. 而模糊小波神经网络控制器作用下, 经过初期不到 1s 的调整后, 轨迹跟踪误差很快地趋近于零, 说明本文提出的控制方法能使空间机械臂本体姿态和机械臂两关节铰协调地跟踪各自在关节空间的期望运动轨迹, 达到较好的跟踪效果.

5 结论

将模糊控制的定性知识表达能力、神经网络的定量学习能力及小波基函数优异的局部控制性能相结合, 利用小波基函数构成模糊隶属度函数, 提出了一种模糊小波神经网络控制器并将其用于空间机械臂的关节空间轨迹跟踪控制. 其优点是不需要知道系统参数, 而且网络权值采用反向传播算法进行在线学习, 增强了模糊神经网络的自学习能力和自适应能力, 同时也节省了离线学习的时间. 仿真计算结果表明, 本文采用的模糊小波神经网络控制器能有效控制空间机械臂系统本体姿态与机械臂两关节铰协调地完成各自在关节空间的期望运动.

参考文献

[1] Evans L. Canadian space robotics on board the international space station [C]//2005 CCToMM Symposium on Mechanisms, Machines, and Mechatronics. Canadian Space Agency, Montreal, Canada. 2005

[2] Montemerlo M. 25 years of space automation and robotics at NASA: an historical perspective [C]//Proceeding of the 6th International Symposium on Artificial Intelligence and Robotics and Automation in Space: i-SAIRAS 2001, Canadian Space Agency, Quebec, Canada, 2001

[3] Iwata T. Recent Japanese activities in space automation & robotics an overview [C]//Proceeding of the 6th International Symposium on Artificial Intelligence and Robotics and Automation in Space: i-SAIRAS 2001, Canadian Space Agency, Quebec, Canada, 2001

[4] Dubowsky S and Papadopoulos E. The kinematics, dynamics and control of free-flying and free-floating space robotic systems [J]. *IEEE Trans. Robot. Autom.*, 1993, **9**(5):531-543

[5] Gu Y L, Xu Y S. A normal form augmentation approach to adaptive control of space robot systems [J]. *J. Dyn and Cont.*, 1995, **5**(3):275-294

[6] Michael W Walker. Adaptive control of space-based robot manipulators [J]. *IEEE Trans. Robot. Autom.*, 1992, **7**(6):828-835

[7] Li Junfeng, Wang Zhaolin. Study on attitude dynamics of a liqud-filled spacecraft with manipulators [J]. *J. Astron.*, 1999, **20**(2):81-86. In Chinese (李俊峰, 王照林. 带空间机械臂的充液航天器姿态动力学研究 [J]. 宇航学报, 1999, **20**(2):81-86)

[8] Ge Xinsheng, Zhang Qizhi, Liu Yanzhu. An optimized method to control the motion planning of space manipulators base genetic algorithm [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2000, **20**(2):185-190. In Chinese (戈新生, 张奇志, 刘延柱. 基于遗传算法的空间机械臂运动规划的最优控制 [J]. 空间科学学报, 2000, **20**(2):185-190)

[9] Wang Congqing, Zhang Chenglong. Dynamic control of a free-floating flexible dual-arm space robotic system [J]. *Chin. J. Mech. Eng.*, 2007, **43**(10):196-200. In Chinese (王从庆, 张承龙. 自由浮动柔性双臂空间机器人系统的动力学控制 [J]. 机械工程学报, 2007, **43**(10):196-200)

[10] Chen Li, Liu Yanzhu. Adaptive control for space manipulator to track the desired trajectory in joint space [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2000.10, **20**(4):348-355. In Chinese (陈力, 刘延柱. 参数不确定空间机械臂关节轨迹跟踪的增广自适应控制方案 [J]. 空间科学学报, 2000, **20**(4):348-355)

[11] Guo Yishen Chen Li. Adaptive neural network control of free-floating space manipulator with an attitude controlled base [J]. *Chin. J. Space Sci.*, 2008, **28**(2):173-179. In Chinese (郭益深, 陈力. 漂浮基姿态受控空间机械臂关节运动的自适应神经网络控制 [J]. 空间科学学报, 2008, **28**(2):173-179)

[12] Huang Dengfeng, Chen Li. Inverse kinematic control of free-floating space manipulator system based on a mutual mapping neural network [J]. *Chin. J. Appl. Mech.*, 2009, **26**(2):253-258. In Chinese (黄登峰, 陈力. 漂浮基空间机械臂基于双向映射神经元网络的逆运动学控制 [J]. 应用力学学报, 2009, **26**(2):253-258)

[13] Wang Yaonan. Robot Intelligent Control Engineering [M]. Beijing: Science Press, 2004. In Chinese (王耀南. 机器人智能控制工程 [M]. 北京: 科学出版社, 2004)

[14] Sun Wei, Wang Yaonan. Robot tracking control based on fuzzy wavelet basis neural networks [J]. *Cont. Theory Appl.*, 2003, **20**(1):49-53. In Chinese (孙炜, 王耀南. 模糊小波基神经网络的机器人轨迹跟踪控制 [J]. 控制理论与应用, 2003, **20**(1):49-53)

[15] Zan Peng, Yan Guozheng, Huang Biao, *et al.* Fuzzy wavelet neural network control for pneumatic artificial muscle [J]. *J. Sys. Simul.*, 2007, **19**(23):5566-5569. In Chinese (咎鹏, 颜国正, 黄标, 等. 气动人工肌肉的模糊小波神经网络控制 [J]. 系统仿真学报, 2007, **19**(23):5566-5569)