

基于 FNN 的覆冰机器人越障机械臂轨迹跟踪控制

郝晓弘¹, 刘晓鹏¹, 岳和平², 张帆¹

HAO Xiao-hong¹, LIU Xiao-peng¹, YUE He-ping², ZHANG Fan¹

1. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 兰州 730050

2. 甘肃省电力科学研究院, 兰州 730050

1. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China

2. Gansu Electric Power Research Institute, Lanzhou 730050, China

E-mail: kuailaizhanwo@163.com

HAO Xiao-hong, LIU Xiao-peng, YUE He-ping, et al. Tracking control of robot's trajectory based on FNN. Computer Engineering and Applications, 2010, 46(8): 232-233.

Abstract: When de-icing robot performs the de-icing task, it must cross all kinds of obstacles. In this paper, using Kalman filter arithmetic, the Fuzzy Neural Network (FNN) controller is used for de-icing robot's manipulator tracking controller when it crosses obstacles, solves the problem of BP algorithm. By simulation, the control method can achieve a better function for robot arm tracking control when de-icing robot crosses obstacles. Results show the verification of the control strategy and the feasibility of the theoretical analysis.

Key words: power transmission line; de-icing robot; Fuzzy Neural Network (FNN); adaptive merits

摘要: 覆冰机器人除冰时要跨越各种障碍物。采用卡尔曼滤波学习算法, 将自适应模糊神经网络控制器用于覆冰机器人越障时的机械臂轨迹跟踪控制, 解决了 BP 算法实时性差的问题。经过仿真实验论证, 该方法对覆冰机器人越障时的机械臂轨迹跟踪控制具有很好的效果, 表明控制策略和理论分析的可行性。

关键词: 输电线路; 覆冰机器人; 模糊神经网络; 自适应性

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.08.067 文章编号: 1002-8331(2010)08-0232-02 文献标识码: A 中图分类号: TP242.2

1 引言

输电线路的覆冰和积雪威胁着电力及通信网络的安全运行。在俄罗斯、加拿大、美国、日本、英国、芬兰、冰岛及我国北部和中西部高寒地带, 输电线路覆冰导致的电路损害以及由此引发的安全事故, 常常给当地的生活和生产带来极大的不便, 并造成巨大的经济损失。覆冰常引起输电线路倒杆(塔)、断线和绝缘子闪络等重大事故, 对电力系统的安全运行产生严重危害。我国是输电线路覆冰严重的国家之一, 线路冰害事故发生的概率居世界前列。仅 2008 年春节期间, 由于连日持续大范围雨雪天气, 输电线路大面积覆冰, 导致一些输电铁塔不堪重负而倒塔断线, 使电力设施遭到毁灭性破坏, 损失难以估量。因此, 开展架空输电线路除冰技术的研究, 对提高电力系统的安全运行有积极意义和应用价值, 已成为一个重要而紧迫的课题。关于线路机器人的研究工作可追溯到上世纪末期^[1], 且目前关于机器人研究主要集中于运动学和动力学的分析^[2-3], 文献[4]

提出了一种基于规则和证据的可信度的分布式专家系统的协调算法。该文将模糊神经网络用于机器人控制中, 提出了一种自适应模糊神经网络的机器人机械臂轨迹跟踪控制。通过仿真结果证实, 该控制方法有较好的自适应性和响应速度。

2 控制系统建模与设计

机器人机械臂的动力学方程可表示为^[5]:

$$\tau = M(\theta, \dot{\theta}) + V(\theta, \dot{\theta}) + F(\dot{\theta}) + T_d(\theta, \dot{\theta}) + G(\theta)$$

其中, $M(\theta, \dot{\theta})$ 为惯性矩阵; $V(\theta, \dot{\theta})$ 为离心和哥式力矢量; $F(\dot{\theta})$ 为静态和动态摩擦矩阵; $T_d(\theta, \dot{\theta})$ 为由负载变化或建模误差所引起的扰动; τ 为关节控制力矩矢量; $G(\theta)$ 为重力矢量; $\tau = [l_1 \ l_2]^T$, $\theta = [\theta_1 \ \theta_2]^T$, $\dot{\theta} = [\dot{\theta}_1 \ \dot{\theta}_2]^T$, $\ddot{\theta} = [\ddot{\theta}_1 \ \ddot{\theta}_2]^T$; l_1 、 l_2 分别机械臂的长度; m_1 、 m_2 表示机械臂的质量; g 为重力加速度, 则:

基金项目: 甘肃省科技攻关项目 (the Key Technologies R&D Program of Gansu Province, China under Grant No.GS044-A52-001-24); 甘肃省自然科学基金 (the Natural Science Foundation of Gansu Province of China under Grant No.3ZS042-B25-012)。

作者简介: 郝晓弘 (1960-), 男, 教授, 博士生导师, 中国人工智能学会理事, 中国人工智能学会分布式智能专业委员会副主任, 主要研究方向是现代电气传动理论与技术、智能控制理论与应用、现场总线与工业以太网; 刘晓鹏 (1983-), 男, 在读硕士研究生, 研究方向为电力电子与电力传动、智能控制理论与应用。

收稿日期: 2008-09-18 修回日期: 2009-01-14

$$M(\theta) = \begin{bmatrix} m_1 l_1^2 + m_2 (l_1^2 + l_2^2 + 2l_1 l_2 \cos \theta_2) & m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 \\ m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2 & m_2 l_2^2 \end{bmatrix}$$

$$V(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} -m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 - 2m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 \sin \theta_2 \\ m_2 l_1 l_2 \dot{\theta}_1^2 \sin \theta_2 \end{bmatrix}$$

$$G(\theta) = \begin{bmatrix} m_2 l_2 g \cos(\theta_1 + \theta_2) + (m_1 + m_2) l_1 g \cos \theta_1 \\ m_2 l_2 g \cos(\theta_1 + \theta_2) \end{bmatrix}$$

图 1 为采用由模糊神经网络控制器构成的模糊神经网络模型参考自适应控制系统。

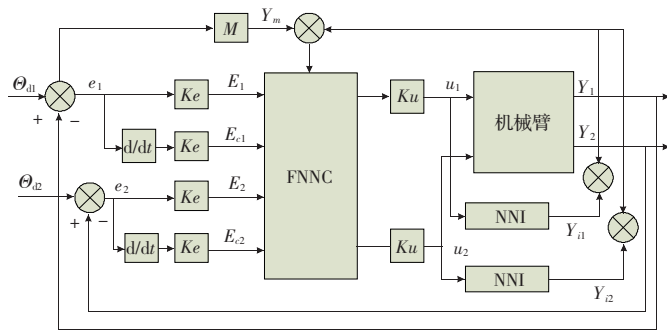


图 1 自适应模糊神经网络控制器构成的覆冰机器人控制系统

3 自适应模糊神经网络控制器结构及网络学习算法

3.1 控制器结构

第一层(输入层):

输入: $I_i^{(1)} = x_i, i=1, 2$ 。

输出: $O_{ij}^{(1)} = I_i^{(1)}, i=1, 2; j=1, 2, \dots, n_o$ 。

第二层(语言变量层): 每一个节点代表一个具有隶属函数特征的模糊语言值, 节点接受输入层信号并用高斯函数作为隶属函数来划分输入信号的分布:

输入: $I_{ij}^{(2)} = -\frac{(O_{ij}^{(1)} - a_{ij})^2}{b_{ij}^2}, i=1, 2$ 。

输出: $O_{ij}^{(2)} = \exp(I_{ij}^{(2)}), i=1, 2; j=1, 2, \dots, n_o$ 。

a_{ij} 、 b_{ij} 分别为高斯函数的中心值及宽度值参数。

第三层(模糊规则层): 完成模糊规则的模糊与操作。

输入: $I_{(j-1)m+l}^{(3)} = O_{lj}^{(2)} O_{2l}^{(2)}, j=1, 2, \dots, n; l=1, 2, \dots, n_o$ 。

输出: $O_i^{(3)} = I_i^{(3)}, i=1, 2, \dots, m (=n^2)$ 。

第四层(解模糊层): 所有规则层节点均与该层节点连接, 完成解模糊, 每个连接权代表该条规则输出隶属函数中心值。

输入: $I^{(4)} = \sum_{p=1}^m O_p^{(3)} W_p^{(3)}, W_p$ 为输出层连接权值。

输出: $O = \frac{I^{(4)}}{\sum_{p=1}^m O_p^{(3)}}$ 。

第五层(输出层): $y_i = \sum_{k=1}^2 O_k^{(4)} W_{ki}^{(4)}, l=1, 2$ 。

3.2 网络的学习算法

由于 BP 反传算法学习速度较慢, 神经网络控制器需要较长时间的学习才能得到应用^[6]。为了加快学习速度, 保证系统的实时性, 因此, 这里采用卡尔曼滤波学习算法。

设神经网络的结构假设网络为 1 层, 每层网络节点数用 n_i ($i=0, 1, \dots, l$) 表示。为使上述问题实现为递推估计形式, 把网络中所有权值和阈值组成状态向量 $x = [w_{11}^l, w_{22}^l, \dots, w_{n_{l-1}}^l]^T$; 状态向量 x 由所有权值线性排列组成, 其维数 n_x 计算如下:

$$n_x = \sum_{k=1}^{l-1} (n_{k+1} + l) n_k + n_{l-1} n_l$$

系统的状态方程和观测方程可表示为:

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) \\ y_d(k) = y_l(k) + \varepsilon(k) = h(x(k), y^0(k)) + \varepsilon(k) \end{cases}$$

$y^0(k)$ 、 $y_l(k)$ 分别代表对应于期望输出 $y_d(k)$ 的输入、输出向量, 非线性函数 $h(\cdot)$ 定义为网络输入、权值、输出间的非线性函数关系, 如果网络的这种非线性映射关系用 $NET(x(k), u(k))$ 来表示, 则有:

$$y_l(k) = h(x(k), y^0(k)) = NET(x(k), u(k)) =$$

$$f^l(w^l f^{l-1}(w^{l-1} \dots f^1(w^1, y^0) \dots))$$

期望输出 $y_d(k)$ 展成泰勒级数形式为:

$$y_d(k) = NET(\hat{x}(k|k), y^0(k)) + H(k)(x(k) - \hat{x}(k|k)) + \dots$$

其中:

$$H(k) = \frac{\partial NET(\hat{x}(k|k), y^0(k))}{\partial x(k)} \Big|_{x(k) = \hat{x}(k|k)}$$

上述推广卡尔曼滤波可简化为如下最小二乘形式如下:

$$\begin{cases} \hat{x}(k+1) = \hat{x}(k) + K(k+1)[y_d(k+1) - h(\hat{x}(k), y^0(k))] \\ K(k+1) = P(k)H^T(k+1)[H(k+1)P(k)H^T(k+1) + R(k+1)]^{-1} \\ P(k+1) = [I - K(k+1)H(k+1)]P(k) \end{cases}$$

式中的求逆运算的维数是输出向量的维数 n_1 , 并非状态向量维数 n_x , 当网络为单输出时, 则求逆运算即可化为相除运算, 从而大大减少计算量。通常, 前馈网络常用 S 非线性函数作为神经网络输入、输出的非线性关系。

4 仿真实验

为验证该策略的有效性, 需要对两转动关节操作手模型来仿真。令摩擦项和扰动项分别为^[7]:

$$F(\dot{\theta}) = 0.5 \text{sign}(\dot{\theta})$$

$$T_d(\theta, \dot{\theta}) = \begin{bmatrix} 5 \cos(5t) \\ 5 \cos(5t) \end{bmatrix} N \cdot m$$

期望的位置轨迹为:

$$\theta_{d1} = t^3 - \frac{3}{2}t^2 - \frac{1}{2}$$

$$\theta_{d2}(t) = -t^3 + \frac{3}{2}t^2 + \frac{1}{10}$$

取 $m_1 = 3.0 \text{ kg}$, $m_2 = 2.0 \text{ kg}$, $l_1 = 0.25 \text{ m}$, $l_2 = 0.35 \text{ m}$, $g = 9.8 \text{ m/s}^2$ 。采样周期为 10 ms。初始条件为 $\theta d(0) = [0 - \frac{1}{2}]$, $\dot{\theta} d(0) = 0$ 。

仿真曲线如图 2。

由于机器人越障要跨越耐张线夹、塔杆等不同障碍物, 对于不同的障碍物刚开始实际输出与期望输出差别很大, 大约 0.4 秒之后, 期望输出接近于实际输出, 因此该方法有着较好的动态响应速度和自适应性。