

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.01.001

基于 RBF 神经网络和二次规划的冗余机械臂避障问题研究*

贡超¹, 刘刚¹, 王刚¹, 杨学兵²

(1. 北京航空航天大学 机械工程及自动化学院, 北京 100191; 2. 中电华强焊接工程技术有限公司, 北京 100076)

摘要:针对冗余机械臂的运动灵活性问题,提出了一种基于径向基函数(RBF)神经网络模型和二次规划技术的避障方法。该方法通过建立避障模型来对障碍物和机械臂的关节转角极限等约束进行描述,通过采用调整神经网络输出权值的方法使机械臂逐渐达到最佳运动构型;结合 Lyapunov 稳定性分析原理,验证了该方法的有效性;利用预选关键杆件方法和离线训练出了机械臂在任意构型下的网络权值模糊查询表,极大地提高了网络的收敛速度,从而可以将该方法应用到机械臂的动态避障规划中;最后,利用一种新型 7 自由度机械臂对该方法进行了仿真验证,并结合基于雅克比矩阵伪逆的方法进行了对比研究。研究表明,该方法计算效率高,适合解决使机械臂在准确跟踪轨迹的同时避开关节转角极限和避障的问题。

关键词:RBF 神经网络;二次规划;冗余机械臂;避障

中图分类号:TH112;TP242

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)01-0001-07

Obstacle avoidance for redundant manipulators using RBF neural networks and quadratic programming

YUN Chao¹, LIU Gang¹, WANG Gang¹, YANG Xue-bing²

(1. School of Mechanical Engineering and Automation, Beihang University, Beijing 100191, China;

2. Wise Welding Technology & Engineering Co. Ltd., Beijing 100076, China)

Abstract: Aiming at the flexibility of the redundant manipulator, a novel obstacle avoidance strategy based on the radial basis function (RBF) neural networks and the quadratic programming method was proposed. An obstacle avoidance model was established to describe the constraints of the manipulators such as obstacles in the workspace and the joint angle limits. Meantime, by updating the output weights, joint angles can be obtained to form an optimized configuration. The approach was proved to be feasible based on the Lyapunov stability theory. A pre-selected vital links method and a fuzzy look-up table of the initial configuration weights obtained from the offline training algorithm can both improve the convergence rate to a great extent, which make it possible for manipulators to avoid obstacles in real-time. The simulations were carried out on a new type 7 degrees of freedom robot manipulator and a comparison was made with the classical Jacobian's pseudo-inverse approach. The results indicate that the proposed approach is suitable for obtaining accurate configurations of the manipulator while avoiding the obstacles and joint angle limits with a high efficiency.

Key words: RBF neural networks; quadratic programming; redundant manipulators; obstacle avoidance

0 引 言

机械臂的主要任务之一是在任务空间以最小的误差来跟踪预定轨迹。在实际应用中,机械臂的运动性

能会受到类似关节转角范围、任务空间中存在障碍等的限制,然而冗余机械臂能很好地解决这些问题。冗余度机械臂的自由度大于任务空间的自由度,所以它能以任意的构型到达指定的位姿。这种构型的任意性

收稿日期:2015-09-06

基金项目:北京市科学技术委员会资助项目(HT0100081-2014)

作者简介:贡超(1952-),男,陕西西原人,博士后,教授,博士生导师。主要从事机器人技术和机器人控制、机械系统动力学方面的研究。E-mail:cyun18@vip.sina.com

称为机械臂的自运动。在实际运动控制中,需要选择一种能满足机械臂约束条件的构型作为二次目标。

针对冗余机械臂逆运动学的多解问题,目前已经有了很多方法,最常用是基于速度级的雅克比矩阵伪逆的方法,它有两种应用形式:①梯度投影法;②增广任务空间。方承等人^[1]提出一种基于雅克比矩阵及其转置的自适应方法,该方法采用一种“伪距离”来进行避障。它的优点是可以处理复杂的障碍物,然而算法的收敛速度较低。Benzaoui^[2]提出了一种增加任务空间的方法来描述机械臂的自运动以达到避障的效果。这种方法的结构简单,但当机械臂处于奇异位型周围时不稳定,而且可重复性不好。Yang^[3]提出一种基于加速度级的雅克比伪逆的方法来改善机械臂的运动,但该方法只适合在低速时规划。

近年来,神经网络因其在学习能力、灵活性和并行计算等方面的优势,使其在冗余机械臂的逆运动学研究中得到了广泛的应用^[4-6]。Childdarwar^[7]比较了多层感知器和 RBF 神经网络两种方法来求解 6 自由度机械臂的逆解,该方法将机械臂的位置、姿态以及它们的增量一起作为神经网络的输入来进行训练。Kumar 等人^[8]提出一种 SOM 神经网络来解决一种 7 自由度机械臂的逆解问题,该网络利用一种子聚类的方法将机械臂的关节空间映射到不同的区域。然而,这些方法都存在结构模型复杂、计算量大、收敛速度慢等问题。

本研究利用二次规划技术替代雅克比矩阵伪逆的方法,对机械臂受到的约束进行描述,通过构建单层 RBF 神经网络模型,选择合适的初始权值,可以实时得到满足动态条件下的机械臂的精确逆解,从而解决上述方法中存在的问题。

1 新型 7 自由度机器臂的避障模型

与传统的两种 7 轴机械臂结构方式^[9]不同,该新型机械臂结构模型如图 1 所示。7 个关节均为转动关节,其中 1 轴采用电机-减速机直连方式传动,2,3 轴采用平行轴传动方式,4 轴为左右摆动关节,5,6,7 轴采用腕关节汇交方式。这种结构在优化腕关节运动性能的同时,提高了机器人的工作空间范围与工作精度。

1.1 运动学正解

该机械臂的机构原理图如图 2 所示,工件装卡在机械臂的末端。下面笔者以空间机构的旋量理论为基础,对机械臂的运动学正解进行分析。

本研究定义机械臂的基准位型为 $\theta = 0$ 时的位型,

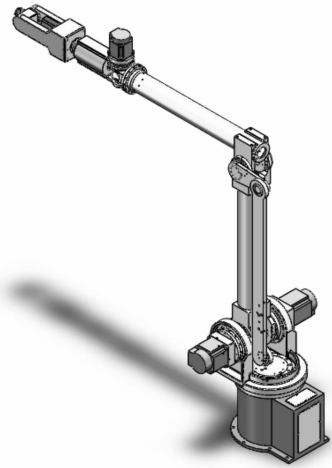


图 1 新型 7 自由度机械臂结构模型

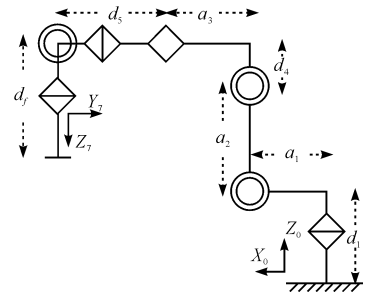


图 2 新型 7 自由度机械臂机构原理图

用 $g_{07}(0)$ 表示机械臂位于参考位型时坐标系 7 和坐标系 0 之间的刚体变换。对于每个转动关节,对应一个运动旋量 $\xi_i = [-\omega_i \times q_i, \omega_i]^T$, (其中: ω_i —运动旋量轴线方向上的单位矢量, $\omega_i \in \mathbf{R}^3$; q_i —轴线上任意一点的坐标, $q_i \in \mathbf{R}^3$)。各关节的运动加以组合,可得机械臂运动学方程的指数积公式:

$$g_{07}(\theta) = e^{\xi_1 \theta_1} e^{\xi_2 \theta_2} e^{\xi_3 \theta_3} e^{\xi_4 \theta_4} e^{\xi_5 \theta_5} e^{\xi_6 \theta_6} e^{\xi_7 \theta_7} g_{07}(0) \quad (1)$$

$\theta = 0$ 时,坐标系 0 与坐标系 7 的刚体变换为:

$$g_{07}(0) = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & a_1 + a_3 + d_5 \\ -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & a_2 + d_1 + d_4 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

7 个运动旋量分别为:

$$\begin{cases} \xi_1 = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T \\ \xi_2 = [-d_1 \ 0 \ a_1 \ 0 \ 1 \ 0]^T \\ \xi_3 = [-a_2 - d_1 \ 0 \ a_1 \ 0 \ 1 \ 0]^T \\ \xi_4 = [0 \ -a_1 - a_3 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T \\ \xi_5 = [0 \ a_2 + d_1 + d_4 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0]^T \\ \xi_6 = [-a_2 - d_1 - d_4 \ 0 \ a_1 + a_3 + d_5 \ 0 \ 1 \ 0]^T \\ \xi_7 = [0 \ -a_1 - a_3 - d_5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1]^T \end{cases} \quad (3)$$

将式(2,3)代入式(1),可得机械臂坐标系 7 原点

位置 $\mathbf{P} = [x \ y \ z]^T$, 其中:

$$\begin{cases} x = a_1c_1 - d_4c_1c_{23} + a_3c_1c_{23} + d_5(c_4s_1 + s_4c_1c_{23}) + a_2c_1c_2 \\ y = a_1s_1 - d_4s_1s_{23} + a_3s_1c_{23}d_5(c_1c_4 + s_4s_1c_{23}) + a_2c_2s_1 \\ z = d_1 + d_4c_{23} + a_3s_{23} + a_2s_2 + d_5s_{23}s_4 \end{cases} \quad (4)$$

式中: c_1, s_{23} — $\cos\theta_1$ 和 $\sin(\theta_2 + \theta_3)$ 的缩写, 其余缩写意义相同。

1.2 机械臂的避障模型

为了使机械臂远离障碍物, 本研究首先将机械臂连杆简化成轴线方向的线段, 再将障碍物用半径最小的球进行包络。若已知任意时刻障碍物中心和包络球半径, 则机械臂的临界点集是指每个连杆上与球中心距离最短的那些点。当临界点都位于球体外时, 机械臂就不会与障碍物发生碰撞^[10]。下面求连杆上任意点与障碍物的距离公式。

假设第 i 个连杆的首段和尾段的端点分别为 P_i 和 Q_i , 应指出的是该机械臂虽然有 7 个自由度, 但需要避障的连杆主要是连杆 2、连杆 3 和连杆 4。这些连杆上任意点的位置可表示为:

$$P_{ni} = P_i + \beta Q_i, (i = 2, 3, 4) \quad (5)$$

式中: β —连杆上点的位置参数(当 $\beta \leq 0$ 时, 临界点位于连杆的首端; 当 $0 < \beta < 1$ 时, 临界点位于连杆中间; 当 $\beta \geq 1$ 时, 临界点位于连杆尾端)。

连杆上任意点与障碍物在任务空间中的位置关系如图 3 所示。

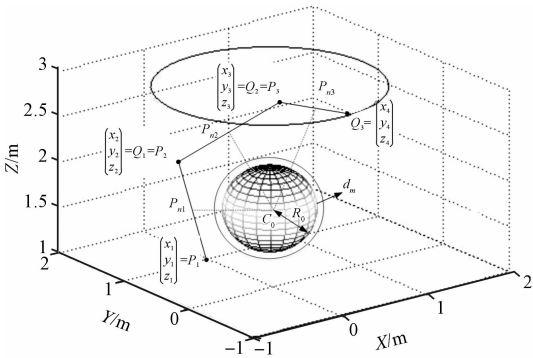


图 3 障碍物与连杆之间的位置关系

d_m, C_o, R_o —安全距离(考虑到连杆的实际模型)以及包络球的半径和中心点

根据式(5), 可得 P_{ni} 与障碍物中心的距离:

$$\begin{aligned} dist &= (P_{ni} - C_o)^T (P_{ni} - C_o) = \\ &= (P_i + \beta P_i Q_i - C_o)^T (P_i + \beta P_i Q_i - C_o) \end{aligned} \quad (6)$$

将式(6)对 β 微分, 可得临界点表达式:

$$P_{ni}^* = P_i + \frac{(P_i C_o)^T (P_i Q_i)}{(P_i Q_i)^T (P_i Q_i)} P_i Q_i, (i = 2, 3, 4) \quad (7)$$

从而可得连杆和障碍物的最短距离:

$$\begin{aligned} \|P_{ni}^* C_o\|^2 &= \\ &= \frac{(\|P_i C_o\| \|P_i Q_i\|)^2 - [(P_i C_o)^T (P_i Q_i)]^2}{(\|P_i Q_i\|)^2}, \end{aligned} \quad (8)$$

$(i = 2, 3, 4)$

考虑到实际避障时的安全距离, 可将连杆临界点的约束条件定为:

$$\|P_{ni}^* C_o\| - R_o - d_m \geq 0, (i = 2, 3, 4) \quad (9)$$

2 算法设计

在许多应用中, 机械臂的运动轨迹定义在笛卡尔空间中, 然而在实际控制时, 运动轨迹是在关节空间中规划的。由于冗余机械臂的逆解没有封闭的解结构, 一般采用数值迭代的方法来获得近似解。本研究提出的 RBF 神经网络和二次规划技术结合的算法可以使机械臂达到很高的轨迹跟踪精度, 而且可以利用其冗余特性解决避障等问题。

该算法的基本结构如图 4 所示。

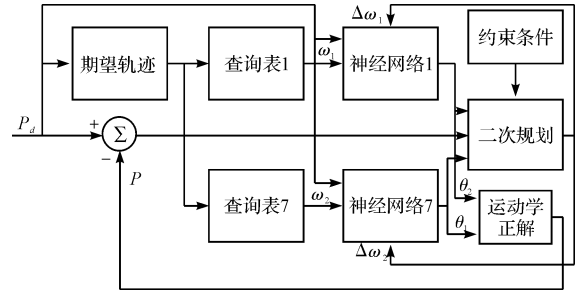


图 4 机械臂避障算法的基本结构

2.1 RBF 神经网络的结构

RBF 神经网络是一种局部逼近网络, 由输入层、隐含层和输出层组成, 已经证明它能以任意精度逼近任一连续函数^[11]。隐含层组成的数组运算单元称为隐含层节点。隐含层的输出为非线性激活函数, 通常选用高斯基函数:

$$h_j(t) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}(t) - \mathbf{c}_j(t)\|^2}{2b_j^2}\right), (j = 1, \dots, m) \quad (10)$$

式中: 每个隐含层节点包含一个中心向量 \mathbf{c} , \mathbf{c} 和输入向量 \mathbf{x} 有相同的维数; b_j —一个正的标量, 表示高斯基函数的宽度; m —隐含层的节点数量。

网络的输出由以下加权函数实现:

$$\theta_i(t) = \sum_{j=1}^m \omega_{ji} h_j(t), (i = 1, \dots, n) \quad (11)$$

式中: ω —输出层的权值, n —输出节点个数, θ —神经网络输出。

RBF 神经网络的一般结构如图 5 所示。

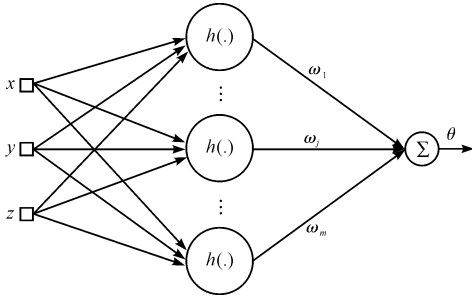


图 5 RBF 神经网络的一般结构

RBF 神经网络的输入是机械臂工具坐标系原点在笛卡尔空间中的坐标。为了降低模型的复杂度,针对机械臂的每个自由度,笔者都单独设计一个神经网络模型,将每个自由度的关节角作为网络的输出。神经网络的训练方式分为离线和在线两种。离线方法需要大量的训练数据,而且收敛速度慢,适合做重复性较高的任务;在线方法收敛速度快,在动态环境中实时处理约束条件更具优势。为了减少训练时间以实现动态避障,网络设计成只有权值需要调整,而其他参数定为合理的常数。经过高斯基函数的映射作用,冗余自由度的非线性逆运动学问题就被转换成了隐含层到输出层的线性优化问题。

2.2 二次规划问题的结构

通过一种自适应的二次规划算法来调整 RBF 神经网络的权值,可实现机械臂的动态避障。本研究同时考虑机械臂关节角的转角极限和避障问题,将它们作为计算的二次目标来消解机械臂的冗余特性。非线性二次规划问题的基本结构如下所示^[12]:

$$\min \bar{f} = \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{Q} \mathbf{u} + \mathbf{p}^T \mathbf{u} \quad (12)$$

$$\text{s.t. } \mathbf{A}^T \mathbf{u} \leq \mathbf{b}$$

式中: $\bar{f} = f(\boldsymbol{\omega} + \Delta \boldsymbol{\omega}) - f(\boldsymbol{\omega})$; $\boldsymbol{\omega}$ —网络的权值向量, $\boldsymbol{\omega} \in \mathbf{R}^m$; f —目标函数,表示笛卡尔坐标向量的均方差; 矩阵 $\mathbf{Q} = \boldsymbol{\beta} \mathbf{I}$ ($\boldsymbol{\beta} > 0$); \mathbf{I} —单位矩阵; $\mathbf{p}_i = \partial f(\boldsymbol{\omega}) / \partial \omega_i$ ($i = 1, \dots, m$), $\mathbf{u} = \Delta \boldsymbol{\omega}$ ($j = 1, \dots, n$); m, n —隐含层神经元的个数和约束数; $\mathbf{b}_j = -\varphi_j(\boldsymbol{\omega})$; $\mathbf{A} = [\partial \varphi_j(\boldsymbol{\omega}) / \partial \omega_i]$ 。

通过引入拉格朗日乘子向量 $\boldsymbol{\nu}$, 问题(12)可以转化成:

$$\Gamma = \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \mathbf{Q} \mathbf{u} + \mathbf{p}^T \mathbf{u} + \boldsymbol{\nu}^T (\mathbf{A}^T \mathbf{u} + \boldsymbol{\eta} - \mathbf{b}) \quad (13)$$

式中: $\boldsymbol{\eta}$ —约束条件的短缺向量。

为了得到 Γ 的最小值,将式(13)分别对 $\mathbf{u}, \boldsymbol{\nu}, \boldsymbol{\eta}$ 求导,可得如下矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{m \times m} & \mathbf{A}_{m \times n} & \mathbf{0}_{m \times n} \\ \mathbf{A}_{n \times m}^T & \mathbf{0}_{n \times n} & \mathbf{I}_{n \times n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\nu} \\ \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{p} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (14)$$

为了解方程中左边矩阵呈现病态时出现的算法稳定性问题,根据 Tikhonov 正则化理论,可在式(14)中加入一个辅助的正定矩阵 $\lambda \mathbf{I}$ ($\lambda > 0$),得:

$$\left(\begin{bmatrix} \mathbf{Q}_{m \times m} & \mathbf{A}_{m \times n} & \mathbf{0}_{m \times n} \\ \mathbf{A}_{n \times m}^T & \mathbf{0}_{n \times n} & \mathbf{I}_{n \times n} \end{bmatrix} + \lambda \mathbf{I}_{(m+n) \times (m+n)} \right) \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\nu} \\ \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{p} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: λ —正则化参数。

根据 Kuhn - Tucker 条件,令 $\boldsymbol{\nu} = 0$,简化式(15),可得:

$$\begin{bmatrix} (\boldsymbol{\beta} + \lambda) \mathbf{I}_{m \times m} & \mathbf{0}_{m \times n} \\ \mathbf{A}_{n \times m}^T & (1 + \lambda) \mathbf{I}_{n \times n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\mathbf{p} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (16)$$

对上式左边矩阵求逆,可得:

$$\begin{bmatrix} \mathbf{u} \\ \boldsymbol{\eta} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\boldsymbol{\beta} + \lambda} \mathbf{I}_{m \times m} & \mathbf{0}_{m \times n} \\ -\frac{1}{(\boldsymbol{\beta} + \lambda)(1 + \lambda)} \mathbf{A}_{n \times m}^T & \frac{1}{1 + \lambda} \mathbf{I}_{n \times n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -\mathbf{p} \\ \mathbf{b} \end{bmatrix} \quad (17)$$

向量 \mathbf{u} 即为问题(12)的解。权值可按下式进行更新:

$$\boldsymbol{\omega}(k) = \boldsymbol{\omega}(k-1) + \mu \mathbf{u}(k) \quad (18)$$

式中: μ —网络的学习速率, $0 < \mu < 1$ 。

3 算法分析

3.1 算法的鲁棒性分析

为了保证机械臂末端的跟踪精度,设计系统的 Lyapunov 函数为:

$$V = \frac{1}{2} ((x_d - x)^2 + (y_d - y)^2 + (z_d - z)^2) \quad (19)$$

式中: $[x_d \ y_d \ z_d]^T, [x \ y \ z]^T$ —机械臂末端的期望位置 and 实际位置向量。

为了保证系统的稳定性,式(19)的导数必须为非正函数。对式(19)求导,可得:

$$\dot{V} = \frac{dV}{dt} \approx \frac{\Delta V \Delta \boldsymbol{\omega}}{\Delta \boldsymbol{\omega} \Delta t} = \mathbf{p}^T \mathbf{u} \quad (20)$$

式中: \mathbf{p} —目标函数的梯度向量, $\mathbf{p} = \partial V / \partial \boldsymbol{\omega}$; \mathbf{u} —网络权值的更新向量, $\mathbf{u} = \Delta \boldsymbol{\omega} / \Delta t$ 。

由式(17)可得:

$$\mathbf{u} = -\frac{1}{\boldsymbol{\beta} + \lambda} \mathbf{p} \quad (21)$$

从而可得:

$$\mathbf{p}^T \mathbf{u} = -\frac{1}{\boldsymbol{\beta} + \lambda} \mathbf{p}^T \mathbf{p} \leq 0 \quad (22)$$

由 $V \leq 0$, 可以证明该算法在保证机械臂末端跟踪精度时的稳定性。下面证明该算法避障的有效性, 即算法满足问题(12)中的约束条件。

由式(17)可得:

$$\boldsymbol{\eta} = \frac{1}{(\beta + \lambda)(1 + \lambda)} \mathbf{A}^T \mathbf{p} + \frac{1}{1 + \lambda} \mathbf{b} \quad (23)$$

令 $\mathbf{A}^T \mathbf{p} = [\alpha_1 \ \cdots \ \alpha_n]^T, \mathbf{b} = [b_1 \ \cdots \ b_n]^T$, 可得:

$$\eta_i = \frac{\lambda b_i + \beta b_i + \alpha_i}{(\beta + \lambda)(1 + \lambda)}, (i = 1, \dots, n) \quad (24)$$

式中: n —约束的个数。

避障问题可以等效为:

$$\eta_i \geq 0 \quad (25)$$

解式(25), 可得:

$$\lambda \geq -\frac{\beta b_i + \alpha_i}{b_i}, (i = 1, \dots, n) \quad (26)$$

即当选择的 λ 满足式(26)时, 机械臂能在跟踪轨迹的同时避开关节转角极限和避障。

3.2 算法的性能优化

冗余机械臂的动态避障对算法的实时性提出了较高的要求。针对提出算法的特点, 可以在避障模型的复杂度和神经网络的收敛速度两个方面进行优化。

3.2.1 简化避障模型

本研究在计算实时距离时, 对连杆和障碍物进行相交测试, 然后剔除安全杆件, 可减少整体规划时间^[13]。由式(9)可知, 每个神经网络模型需考虑3个避障约束条件, 而且式(12)中的向量 \mathbf{b} 和矩阵 \mathbf{A} 也要通过计算约束条件及其导数才能得到。如果不加选择地将这些条件代入到每个网络模型中去计算, 会极大地影响算法的实时性。通过分析图3中 $P_i, Q_i (i = 2, 3, 4)$ 点的位置和各个关节的关系, 可得到的避障网络和连杆的关系如表1所示。

表1 各个神经网络模型避障时受到约束的个数

最危险连杆	连杆二	连杆三	连杆四
第1、2个网络	1	1	1
第3个网络	0	1	1
第4个网络	0	0	1
第5、6、7个网络	0	0	0

从表1中可看出, 第1、2个网络要考虑3个避障约束条件, 而第5、6、7个网络则不需考虑避障约束条件。在机械臂运动的任意时刻, 笔者计算各个杆件距离障碍物的最短距离, 在计算神经网络的收敛模型时考虑表1中的限制条件, 可极大地减少计算量。

3.2.2 建立网络初始权值查询表

随机地选择网络的初始权值会降低网络的收敛速

度, 不合适的权值甚至可能造成算法失效。因此, 离线训练神经网络的初始权值, 并存储为查询表就尤为重要。针对冗余机械臂的输入输出特性, 笔者建立一个权值模糊系统^[14], 可为机械臂动态避障时初始点网络权值的选取提供依据。

为了降低系统的复杂度, 笔者将系统设计成多输入单输出的系统。选择一个 $7 \times 7 \times 7$ 的网格来对输入空间的数据 (x, y, z) 进行划分; 同样将输出 ω 分成7份, 对每个模糊系统训练5000个输入输出数据对 (P, θ) , 通过聚类方法建立系统的模糊控制规则如表2所示。

表2 第 i 个模糊系统的模糊规则

IF			THEN
x	y	z	ω_i
PB	PS	PB	NB
PS	PB	NB	NM
NS	Z	Z	NS
NM	PM	Z	Z
NB	PS	PS	PS
Z	NM	PM	PM
PM	Z	NS	PB

因为系统只有一个输出, 需对网络中的每个权值 ω_i 都建立一套模糊规则。

本研究建立起权值模糊系统后, 将跟踪轨迹初始点的坐标输入到系统中, 输出即为初始权值查询表。通过查表, 可得机械臂跟踪轨迹初始点的网络权值的近似值。在实际计算中, 笔者将跟踪轨迹上一点收敛后的网络权值当作下一点网络权值的初始值, 可以加快网络的收敛速度。

4 仿真实验及分析

实验平台为一种新型7自由度机械臂, 其实体结构如图6所示。



图6 新型7自由度机械臂

机械臂的 $D-H$ 参数和关节转角极限如表3所示。

表 3 机械臂的 $D-H$ 参数及关节转角极限

关节编号	关节变量 θ	连杆长度 a/mm	扭角 $\alpha/^\circ$	连杆偏置 d/mm	关节转角极限/ $^\circ$
1	θ_1	0	0	$d_1(685)$	± 177
2	θ_2	$a_1(170)$	90	0	± 95
3	θ_3	$a_2(1350)$	0	0	± 165
4	θ_4	$a_3(1150)$	-90	$d_4(140)$	± 155
5	θ_5	0	90	$d_5(850)$	± 255
6	θ_6	0	90	0	± 175
7	θ_7	0	90	0	± 360

机械臂末端工具坐标系相对坐标系 7 的平移量 $\Delta P = [100, 0, 200]^T$ 。7 个关节角分别由 7 个神经网络模型计算得出,其中每个网络的隐含层有 4 个神经元 ($m=4$),其高斯函数有固定的参数,即:

$$\begin{cases} c_{ij} = (\max(p_{dj}) - \min(p_{dj}))\sigma + \min(p_{dj}) \\ b_i = 0.35 (i=1, \dots, m; j=1, 2, 3) \end{cases} \quad (27)$$

式中: p_d, c_i —跟踪轨迹坐标向量和第 i 个隐含层高斯函数的中心向量, $p_d = [p_{d1} \ p_{d2} \ p_{d3}]^T$, $c_i = [c_{i1} \ c_{i2} \ c_{i3}]^T$; σ —服从 $[0-1]$ 上均匀分布的随机数。设定式 (18) 中的学习速率 $\mu = 0.45$ 。

为了验证算法的有效性,笔者设计一条跟踪轨迹。轨迹的形状是一个半径为 400 mm 的在 $x-y$ 平面内的圆,圆心坐标 $p_o = [2000, -500, 1800]^T$ 。障碍物是一半径为 400 mm 的球,球心为 $p_c = [1500, -400, 1000]^T$ 。设定连杆的安全距离为 $d_m = 20$ mm,机械臂的轨迹跟踪误差限定在 1% 以内。根据图 4 所示的计算流程,设计一组对照实验,其仿真结果分别如图 7、图 8 所示。

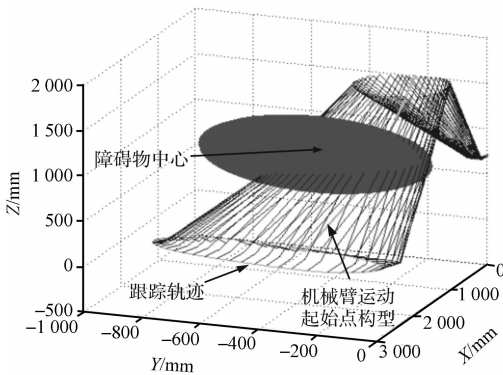
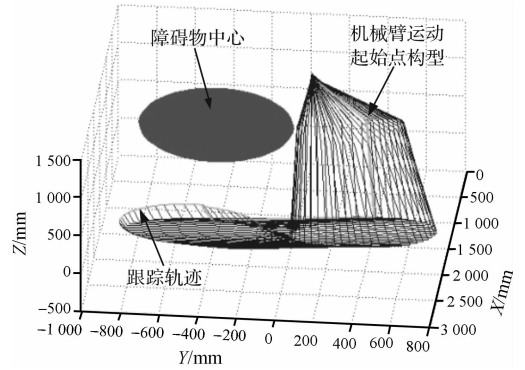
图 7 λ 值固定时机械臂的构型

图 7 中 λ 固定为 0.1,即不考虑式 (26) 的约束条件。通过调整网络权值,机械臂能够准确改变其构型来跟踪预定轨迹,但机械臂在运动过程中有些连杆和障碍物发生了碰撞,所以当 λ 固定时不能保证避开障碍物。图 8 中的 λ 按式 (26) 的关系取值,机械臂能够

图 8 λ 值变化时机械臂的构型

顺利避开障碍物。对应的关节转角变化情况如图 9 所示。

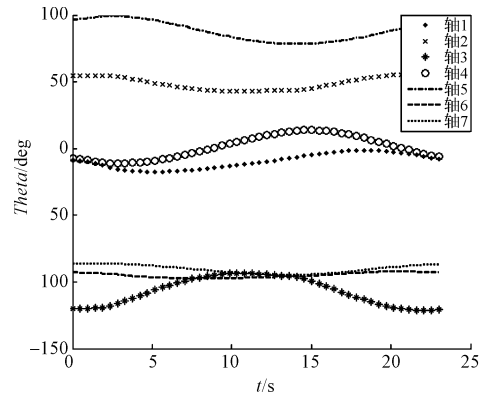


图 9 机械臂运行过程中各关节角度值

由图 9 可以看出,每个关节都在相应的转角范围内,从而证明了该算法的稳定性;还可看出计算完成时间为 23 s,即机械臂的最大运行速度可达 109.27 mm/s,远大于机械臂实际工作时的运行速度,所以机械臂的实时性能够得到保证。

为了说明所提出的算法的高效性,笔者选择基于雅克比矩阵伪逆的方法来跟踪同一条轨迹。若机械臂在运动的某个时刻和障碍物发生碰撞,设碰撞点为 x_0 ,则碰撞点的雅克比矩阵满足:

$$J_0 \dot{q} = \dot{x}_0 \quad (28)$$

则在关节零空间避障的方法的基本结构为:

$$\dot{q} = J^+(q) [\dot{x}_d + K_p(x_d - x)] + [I - J^+(q)J(q)] (\dot{x}_0 - J_0 J^+ \dot{x}) \quad (29)$$

式中: $K_p > 0$ 。 q —关节角向量, x —机械臂末端实际位置, x_d —机械臂末端期望位置, \dot{x}_d —机械臂末端期望速度, J —雅克比矩阵, J^+ —雅克比矩阵的伪逆。

式 (29) 的前半部分表示由比例-微分控制的机械臂跟踪轨迹的最小二乘解,后半部分表示机械臂的避障项,用来消解机械臂的冗余特性。仿真结果如图 10 所示。从图 10 中可以看出,基于雅克比矩阵伪逆

的方法完成预定轨迹所需时间为 52 s, 计算效率不到本研究所提出的算法的效率的一半。

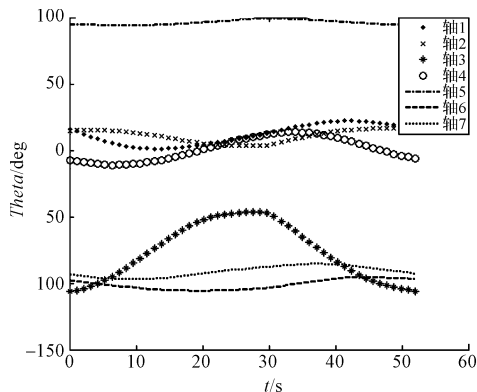


图10 基于雅克比矩阵伪逆方法计算的各关节角度值

5 结束语

本研究介绍了一种新的利用多自由度机械臂冗余特性进行避障的方法。与经典的基于雅克比矩阵伪逆的方法不同, 笔者提出的基于RBF神经网络和二次规划技术相结合的方法可以使机械臂实现动态避障。该方法利用可自适应的正则化参数对网络权值进行调节, 降低了算法的复杂程度, 且该方法的使用与机械臂和障碍物的具体结构形式无关。

最后的仿真实验验证了该算法的稳定性和高效性。

参考文献 (References):

- [1] 方承, 赵京. 新颖的基于梯度投影法的混合指标动态避障算法[J]. 机械工程学报, 2010, 46(19): 30-37.
- [2] BENZAOUI M, CHEKIREB H, TADJINE M. Redundant Robot Manipulator Control With Obstacle Avoidance Using Extended Jacobian Method [C]//Control & Automation (MED), 2010 18th Mediterranean Conference on, 2010: 371-376.
- [3] YANG H, YANOU A, MINAMI M, et al. Performance of first-order configuration prediction for redundant manipulators based on avoidance manipulability[C]//Soft Computing and Intelligent Systems (SCIS) and 13th International Symposium on Advanced Intelligent Systems (ISIS), 2012 Joint 6th International Conference on IEEE, 2012: 203-209.

- [4] DUGULEANA M, BARBUCEANU F G, TEIRELBAR A, et al. Obstacle Avoidance Of Redundant Manipulators Using Neural Networks Based Reinforcement Learning[J]. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, 2012, 28(2): 132-146.
- [5] SINGH H P, SUKABANAM N. Neural network based control scheme for redundant robot manipulators subject to multiple self-motion criteria [J]. **Mathematical & Computer Modelling**, 2012, 55: 1275-1300.
- [6] YANG Y, PENG G, WANG Y, et al. A New Solution For Inverse Kinematics Of 7-Dof Manipulator Based On Neural Network[C]//Automation and Logistics, 2007 IEEE International Conference on, 2007: 1958-1962.
- [7] CHIDDARWAR S S, BABU N R. Comparison of RBF and MLP neural networks to solve inverse kinematic problem for 6R serial robot by a fusion approach [J]. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 2010, 23(7): 1083-1092.
- [8] KUMAR S, PATEL N, BEHERA L. Visual Motor Control of a 7 DOF Robot Manipulator Using Function Decomposition and Sub-Clustering in Configuration Space[J]. **Neural Processing Letters**, 2008, 28(1): 17-33.
- [9] 陆震, 何广平. 冗余自由度机器人原理及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
- [10] 孙立宁, 赵建文, 杜志江. 单冗余度机器人避障能力指标的建立及在7自由度冗余手臂上的实践[J]. 机械工程学报, 2007, 43(5): 223-229.
- [11] 李景春, 齐瑞贵, 张国忠. 基于RBF神经网络的冗余度机器人轨迹规划[J]. 机械与电子, 2004(9): 53-55.
- [12] TOSHANI H, Farrokhi M. Real-time inverse kinematics of redundant manipulators using neural networks and quadratic programming: A Lyapunov-based approach [J]. **Robotics & Autonomous Systems**, 2014, 62(6): 766-781.
- [13] 贾庆轩, 张倩茹, 高欣, 等. 预选择最小距离指标的冗余机器人动态避障算法[J]. 机器人, 2013, 35(1): 17-22.
- [14] ASSAL S F M, WATANABE K, IZUMI K. Neural Network-Based Kinematic Inversion of Industrial Redundant Robots Using Cooperative Fuzzy Hint for the Joint Limits Avoidance [J]. **Mechatronics IEEE/ASME Transactions on**, 2006, 11(5): 593-603.

[编辑: 罗向阳]

本文引用格式:

俞超, 刘刚, 王刚, 等. 基于RBF神经网络和二次规划的冗余机械臂避障问题研究[J]. 机电工程, 2016, 33(1): 1-7.

YUN Chao, LIU Gang, WANG Gang, et al. Obstacle avoidance for redundant manipulators using RBF neural networks and quadratic programming[J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2016, 33(1): 1-7.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>