

基于 RBF 神经网络的混合输入机构自适应控制*

李仁军¹ 刘宏昭² 原大宁²

(1. 安徽工程科技学院机械工程系, 芜湖 241000; 2. 西安理工大学机械与精密仪器工程学院, 西安 710048)

【摘要】 提出一种伺服电动机对常速电动机运动进行闭环跟踪的控制策略, 控制伺服电动机的运动, 以实现常速电动机速度波动的补偿。由于系统精确模型难以获得, 设计了基于名义模型的径向基函数网络自适应控制器, 进行混合输入机构轨迹的跟踪, 应用径向基函数(RBF)神经网络对系统中摩擦、外部扰动和动力耦合等不确定因素的和进行逼近, 网络输出权值由自适应算法学习确定, 并对该控制器进行稳定性分析。仿真结果表明, 所设计的控制器稳定有效, 具有较强的鲁棒性。

关键词: 混合输入机构 径向基函数神经网络 自适应控制 轨迹跟踪

中图分类号: TH112; TP273.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)04-0204-05

Adaptive Control of Hybrid Machine Based on RBF Neural Network

Li Renjun¹ Liu Hongzhao² Yuan Daning²

(1. School of Mechanical Engineering, Anhui University of Technology and Science, Wuhu 241000, China

2. Faculty of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract

The precision of trajectory tracking of hybrid machine was debased because of velocity fluctuation in constant velocity motor and uncertainties in the system. The strategy for control servo motor grounded on tracking the motion was proposed, to compensate the velocity fluctuation of constant velocity motor. Considering the uncertainties of the system, an adaptive sliding mode controller based on RBF neural network was designed for trajectory tracking of hybrid machine. The sum of uncertainties of the system was compensated by control gain with RBF neural network, and the output weight of in network was adjusted by adaptive algorithm. The simulation result indicated the robustness and effectiveness of the controller.

Key words Hybrid machine, RBF neural network, Adaptive control, Trajectory control

引言

混合输入机构具有一定柔性和较好的刚度, 可精确实现给定运动和低成本大功率的可编程机器等技术优势, 因而成为目前机构学研究的热点之一^[1]。

该类机构由不同性质的电动机驱动, 因而有效的控制是实现其功能的关键。其控制难点在于常速电动机的不可控性, 在机构运转过程中由于负载、惯性力等变化, 会引起常速电动机转速的波动^[2], 这

种波动常速电动机自身无法补偿消除, 会严重影响机构输出运动的精度。由于机构系统的非线性和强耦合, 获得精确的动力学模型需大量的计算。如果考虑运动副摩擦、间隙等非线性因素的影响, 则精确的动力学模型难以获得^[3]。

针对混合输入机构中常速电动机可测不可控的特点, 提出一种伺服电动机对常速电动机进行闭环跟踪的控制策略, 使得伺服电动机的运动可对常速电动机的速度波动进行补偿。设计基于名义模型的径向基函数(RBF)网络自适应控制器, 进行混合输

入机构轨迹的跟踪,应用 RBF 网络对系统中摩擦、扰动和动力耦合等不确定因素的集成进行逼近,其权重由自适应算法学习确定,并对该控制器进行稳定性分析。

1 系统动力学模型

混合输入机构结构示意图如图 1 所示。图中,构件 0 为机架。构件 1 由常速电动机、变频驱动器和减速器驱动,使用编码器检测其角位移 q_1 ,通过微分运算可得到 \dot{q}_1 和 \ddot{q}_1 ,为提高检测精度,将编码器安装在常速电动机的输出轴上。构件 2 由伺服电动机驱动。选 q_1, q_2 为广义坐标, m_i, l_i, l_{si} 分别表示各活动构件的质量、长度和质心到回转轴的距离, J_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 表示绕过质心与机构平面垂直的轴的转动惯量。应用阿贝尔方程^[4]可建立考虑运动副摩擦的动力学模型

$$D(q')\ddot{q} + C(q', \dot{q})\dot{q} + G(q') + W = \tau \quad (1)$$

其中 $D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} \\ d_{21} & d_{22} \end{bmatrix}$ $C = \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} \\ c_{21} & c_{22} \end{bmatrix}$

$$G = \begin{bmatrix} g_{11} \\ g_{21} \end{bmatrix} \quad W = \begin{bmatrix} w_{11} \\ w_{21} \end{bmatrix} \quad \tau = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \end{bmatrix}$$

$$\dot{q} = [\dot{q}_1 \quad \dot{q}_2]^T \quad q' = [q_1 \quad q_2 \quad q_3 \quad q_4]^T$$

$$\dot{q}' = [\dot{q}_1 \quad \dot{q}_2 \quad \dot{q}_3 \quad \dot{q}_4]^T \quad q = [q_1 \quad q_2]^T$$

- 式中 D ——质量惯性矩阵
- C ——阻尼矩阵 G ——重力矩阵
- W ——摩擦和外部扰动矩阵
- τ ——驱动力矩

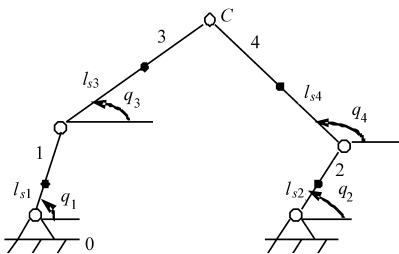


图 1 混合输入机构示意图

Fig. 1 Schematic diagram of hybrid machine

如常速电动机角位置 q_1 可实时检测,则图 1 所示的混合输入机构可转换为一伺服驱动系统,相应的其系统方程转换为

$$d_{22}\ddot{q}_2 + c_{22}\dot{q}_2 + g_{21} + f = \tau_2 \quad (2)$$

其中 $f = d_{12}\ddot{q}_1 + c_{21}\dot{q}_1 + w_{21}$

2 常速电动机速度波动补偿策略

由于常速电动机不可控,其速度波动无法通过自身调节进行补偿。本文提出一种基于常速电动机角位置跟踪的伺服电动机控制策略,使伺服电动机

与常速电动机二者的运动满足轨迹跟踪的要求,从而保证轨迹跟踪的精确实现,其原理如图 2 所示。

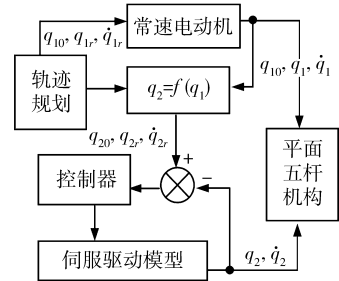


图 2 混合输入机构控制策略

Fig. 2 Control diagram of hybrid machine system

首先对要跟踪的轨迹进行规划,得到常速电动机的期望运动和两电动机之间的运动关系。实时检测常速电动机的运动,使之与伺服电动机的期望运动满足轨迹跟踪要求的运动关系。以伺服驱动系统为对象,以伺服电动机的角位置为负反馈进行闭环控制。将常速电动机与伺服电动机的运动输入平面五杆机构,即可实现图 1 所示混合输入机构的轨迹跟踪。

3 RBF 神经网络自适应控制器设计

3.1 控制器结构

式(2)为伺服驱动系统的动力学模型。定义跟踪误差 $e = q_{2d} - q_2$, 则有 $\dot{e} = \dot{q}_{2d} - \dot{q}_2, \ddot{e} = \ddot{q}_{2d} - \ddot{q}_2$ 其中 $q_{2d}, \dot{q}_{2d}, \ddot{q}_{2d}$ 为期望的角位移、角速度和角加速度。令 $s = \dot{e} + \lambda e$, 有 $\dot{s} = \ddot{e} + \lambda \dot{e}$, 其中 λ 为常数。定义 Lyapunov 函数为

$$V_1 = \frac{1}{2}d_{22}s^2$$

显然 V_1 正定, 则

$$\dot{V}_1 = d_{22}s\dot{s} = d_{22}s(\ddot{q}_{2d} - \ddot{q}_2 + \lambda \dot{e}) = s[d_{22}(\ddot{q}_{2d} + \lambda \dot{e}) + c_{22}\dot{q}_2 + g_{21} + f - \tau_2]$$

由于摩擦、运动耦合、检测误差等因素的存在,系统模型参数存在不确定性。

定义 $\delta d_{22} = d_{220} - d_{22} \quad \delta c_{22} = c_{220} - c_{22}$

$$\delta g_{21} = g_{210} - g_{21} \quad \delta f = f_0 - f$$

其中 $f_0 = d_{120}\ddot{q}_1 + c_{210}\dot{q}_1$

$$\delta f = \delta d_{12}\ddot{q}_1 + \delta c_{21}\dot{q}_1 + w_{21}$$

式中 $d_{220}, c_{220}, g_{210}, f_0$ ——模型参数的名义值

$\delta d_{22}, \delta c_{22}, \delta g_{21}, \delta f$ ——模型不确定参数

则
$$\dot{V}_1 = s[d_{220}(\ddot{q}_{2d} + \lambda \dot{e}) + c_{220}\dot{q}_2 + g_{210} + f_0 + F - \tau_2] \quad (3)$$

$$F = \delta d_{22}(\ddot{q}_{2d} + \lambda \dot{e}) + \delta c_{22}(\dot{q}_{2d} - \dot{e}) + \delta g_{21} + \delta f \quad (4)$$

取控制律为

$$\tau_2 = d_{220}(\ddot{q}_{2d} + \lambda \dot{e}) + c_{220}(\dot{q}_{2d} - \dot{e}) + g_{210} + f_0 + K + as \quad (5)$$

式中 K ——控制增益 a ——常数,且 $a > 0$
将控制律代入式(3)有

$$\dot{V}_1 = s(F - K) - as^2 \quad (6)$$

若能实现 K 为 F 的最佳逼近,根据万能逼近定理^[5],有 $|F - K| \leq \varepsilon$ (ε 为很小的正实数),则存在很小的正实数 c ,满足 $\varepsilon \leq c|s|$,则有

$$\dot{V}_1 \leq cs^2 - as^2$$

取 $a > c$,使得 $\dot{V}_1 \leq 0$,从而保证控制器渐进收敛稳定。

3.2 RBF 神经网络逼近系统不确定因素之和

式(5)所示的控制律中,控制增益 K 为系统不确定因素和 F 的最佳逼近。RBF 神经网络能以任意精度逼近任意函数^[6]。

3.2.1 RBF 神经网络结构

分析式(4),系统不确定因素和 F 与 $e, \dot{e}, q_{2d}, \dot{q}_{2d}, \ddot{q}_{2d}$ 等参数有关,因此设计 $5 - n - 1$ 结构的 RBF 神经网络,具有 5 个输入、 n 个隐含层节点和 1 个输出,其结构如图 3 所示。

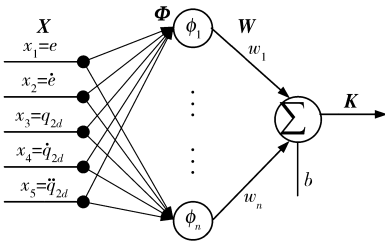


图 3 RBF 神经网络结构

Fig. 3 Structural diagram of RBF neural network

图 3 中网络输入 $X = [e \ \dot{e} \ q_{2d} \ \dot{q}_{2d} \ \ddot{q}_{2d}]$, 隐含层节点径向基函数 $\Phi = [\phi_1 \ \phi_2 \ \dots \ \phi_n]^T$, 网络输出 $K = W^T \Phi = \sum_{i=1}^n w_i \phi_i$, b 为输出偏移, $W = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_n]^T$ 。

第 i 个节点的激活函数

$$\phi_i = e^{-\frac{(\|X - C(i,:) \| / \sigma_i)^2}{2}}$$

其中

$$C = [c_{n \times 5}]$$

式中 $\| \cdot \|$ ——欧氏距离

C ——隐含层节点中心

$C(i,:)$ ——第 i 个节点的数值中心

σ_i ——第 i 个节点的扩展常数

W ——输出权值矩阵

3.2.2 RBF 神经网络训练

由上述网络结构可知,网络输出由输入和隐含层节点数、节点中心、扩展常数、输出权值和输出偏移等网络结构参数所决定,因此网络训练的目的为

确定网络的结构参数 n, C, σ, W 和 b 。

采用聚类方法^[7]进行网络学习,步骤为:①首先给定 n 。②应用无监督算法确定网络节点中心,并根据节点中心之间距离确定扩展常数。③根据训练样本进行有监督学习,调节各隐含层节点的输出权值和网络的输出偏移。④若逼近误差大于设定值,则 $n = n + 2$,返回步骤②;否则输出网络机构参数,训练结束。

3.3 网络权值自适应律与稳定性分析

上述方法训练的网络输出权值为定值。但由于系统运行条件变化、网络建模误差等因素的影响,可能导致系统的控制性能变差。本文采用输出权值在线自适应调整的方法消除该类影响。

设 K^* 为系统不确定因素和 F 的最佳逼近,记为 $K^* = \hat{W}^T \Phi$, \hat{W} 为最佳逼近时权值矢量。则有

$$|K^* - F| \leq \varepsilon$$

定义误差矢量为 $\tilde{W} = W - \hat{W}$,则有

$$K = \hat{W}^T \Phi + \tilde{W}^T \Phi$$

定义 Lyapunov 函数为

$$V_2 = V_1 + \tilde{W}^T \tilde{W} / 2$$

显然 V_2 正定,则

$$\begin{aligned} \dot{V}_2 &= \dot{V}_1 + \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} = -as^2 + s(F - K) + \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} = \\ &= -as^2 + s(F - K^*) - s\tilde{W}^T \Phi + \tilde{W}^T \dot{\tilde{W}} = \\ &= \dot{V}_1 + \tilde{W}^T (\dot{\tilde{W}} - s\Phi) \end{aligned}$$

令自适应控制律为

$$\dot{\tilde{W}} = s\Phi \quad (7)$$

则有, $\dot{V}_2 = \dot{V}_1$, 由前证明,取式(5)控制律可保证系统渐进收敛稳定。系统控制律式(5)可改写为包含自适应控制律的形式

$$\tau_2 = \tau_{20} + (\hat{W}^T + \tilde{W}^T) \Phi + as \quad (8)$$

其中

$$\begin{aligned} \tau_{20} &= d_{220}(\ddot{q}_{2d} + \lambda \dot{e}) + \\ &+ c_{220}(\dot{q}_{2d} - \dot{e}) + g_{210} + f_0 \end{aligned}$$

$$\tilde{W} = \int_0^{t_s} \dot{\tilde{W}} dt = \int_0^{t_s} s\Phi dt$$

4 仿真结果分析

机构结构参数如表 1 所示。

要实现轨迹为近似三角形,轨迹生成时构件 1 和构件 2 所要满足的运动关系为: $q_{1d} = pt, \dot{q}_{1d} = p, q_1 = pt - 0.1 \cos(2pt)/p, \dot{q}_1 = p + 0.2 \sin(2pt), \ddot{q}_1 = 0.4p \cos(2pt), q_2 = q_1 + 0.9 \sin q_1 - 0.5, \dot{q}_2 = \dot{q}_1 + 0.9 \dot{q}_1 \cos q_1, \ddot{q}_2 = \ddot{q}_1 + 0.9 \ddot{q}_1 \cos q_1 - 0.9 \dot{q}_1^2 \sin q_1$ 。

表 1 混合输入机构结构参数

Tab.1 Physical parameters of hybrid machine

构件	m_i/kg	l_i/m	l_{si}/m	$J_i/\text{kg}\cdot\text{m}^2$
0		0.285		
1	2.0	0.08	0.062	0.011
2	0.5	0.05	0.029	0.001
3	2.0	0.25	0.125	0.010 4
4	0.5	0.25	0.125	0.006

RBF 网络训练: 设 $e = 0.3 \sin(5\pi t)$, $\dot{e} = 1.5\pi \cdot \cos(5\pi t)$, $F' = 0.5 \sin(5\pi t) + 0.2 \cos(3\pi t)$ 。

取训练样本为 $([e, \dot{e}, q_2, \dot{q}_2, \ddot{q}_2], F)$ 其中 $e = [e_1, e_2, \dots, e_{1000}]^T$, $e_i = 0.3 \sin(5\pi i \Delta t)$, $t = 0 \sim 2 \text{ s}$, $\Delta t = 0.002 \text{ s}$ 。训练样本中其余各参数结构与 e 相同, 逼近误差 $|\eta_{\max}| \leq 0.01$ 。

变结构控制器参数: $\lambda = 200$, $a = 0.2$ 。仿真过程中设系统的不确定之和 $F = 0.4 \sin(5\pi t) + 0.3 \cos(3\pi t)$, 与网络训练样本有一定偏差, 用以验证控制器的自适应性和鲁棒性。

图 4 表示伺服电动机输入角位移的跟踪误差, 图 5 表示常速和伺服电动机输入角速度期望值与检测值对比, 图 6 表示轨迹跟踪结果, 图 7 表示控制增益, 图 8 表示输入控制力矩。

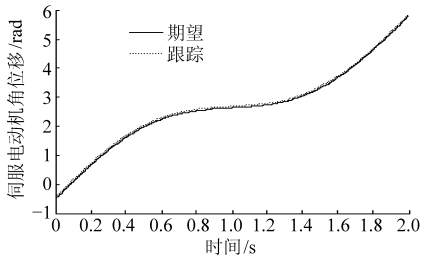


图 4 伺服电动机角位移曲线

Fig. 4 Angular displacement of servo motor

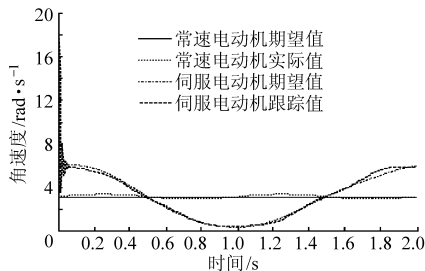


图 5 期望角速度与跟踪角速度对比曲线

Fig. 5 Angular velocity of desireing and tracking

分析图 4~6 发现, 虽然常速电动机的速度存在波动, 并且系统参数存在不确定性, 但通过网络自适应变结构控制, 实现了伺服电动机对常速电动机角

位置的跟踪, 从而保证了轨迹跟踪的精确实现, 表明文中动力学模型和控制策略正确可行。

分析图 7 和图 8, 通过基于 RBF 自适应神经网络实现了对系统不确定因素和的逼近, 确定了连续的控制增益, 消除了滑模变结构控制的抖振。且该方法可消除系统运行条件变化和网络建模误差等因素的影响, 具有较好的自适应性和鲁棒性。

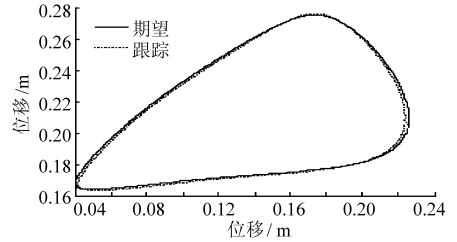


图 6 轨迹跟踪结果曲线

Fig. 6 Result of trajectory tracking

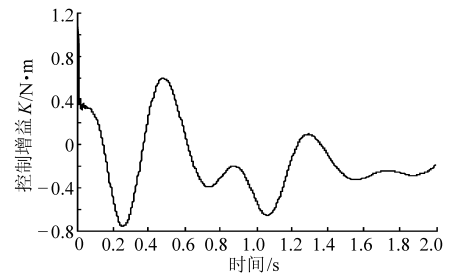


图 7 系统不确定补偿增益曲线

Fig. 7 Compensation gain of the uncertainty in system

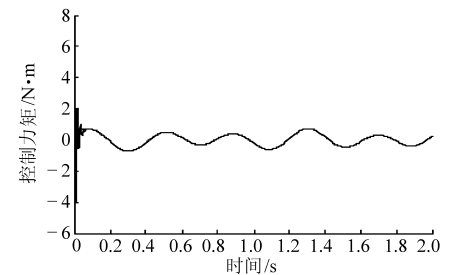


图 8 控制力矩变化曲线

Fig. 8 Control moment

5 结束语

提出基于常速电动机位置跟踪的伺服电动机控制策略, 实现伺服电动机对常速电动机速度波动的补偿。考虑系统参数的不确定、外部扰动和非线性摩擦, 设计基于 RBF 神经网络的自适应滑模变结构控制实现混合输入机构的轨迹跟踪, 应用 RBF 自适应神经网络实现了对系统不确定因素和的逼近, 从而获得了连续的控制增益, 消除了变结构控制引起的抖振。仿真结果表明本文方法正确有效。

参 考 文 献

1 邹惠君, 高峰. 现代机构学进展: 第 1 卷[M]. 北京: 高等教育出版社, 2007.

- 2 Ouyang P R, Li Q, Zhang W J, et al. Design, modeling and control of a hybrid machine[J]. *Mechatronics*, 2004, 14(10): 1 197 ~ 1 217.
- 3 Yiannis Karayiannidis, George Rovithakis, Zoe Doulgeri. Force/position tracking for a robotic manipulator in compliant contact with a surface using neuroadaptive control[J]. *Automatica*, 2007, 43(7): 1 281 ~ 1 288.
- 4 李仁军, 刘宏昭, 李鹏飞. 考虑关节耗散的平面两自由度五杆机构动力学建模[J]. *农业机械学报*, 2008, 39(12): 171 ~ 175.
Li Renjun, Liu Hongzhao, Li Pengfei. Dynamics modeling of 2-DOF five-bar mechanism in considering dissipation of joint [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, 39(12): 171 ~ 175. (in Chinese)
- 5 Wang L X. A course in fuzzy systems and control[M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1997.
- 6 姜长生, 王从庆, 魏海坤, 等. 智能控制与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- 7 Moody J, Darken C. Fast learning in networks of locally-tune processing units[J]. *Neural Computation*, 1989(1): 281 ~ 294.
- 8 李仁军, 刘宏昭, 李鹏飞. 混合输入机构实现给定轨迹的模糊控制[J]. *农业机械学报*, 2009, 40(3): 199 ~ 202.
Li Renjun, Liu Hongzhao, Li Pengfei. Hybrid machine for implementing given trajectory by fuzzy controller[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2009, 40(3): 199 ~ 202. (in Chinese)

华人科学家孙大文当选爱尔兰皇家科学院院士

2010年3月16日,在爱尔兰皇家科学院(Royal Irish Academy)2010年增选的新院士中,华人科学家、爱尔兰国立都柏林大学(UCD)终身教授孙大文(Da-Wen Sun)光荣地当选为爱尔兰皇家科学院院士。

爱尔兰皇家科学院成立于1785年,现有院士404名,是全爱尔兰唯一的包括自然科学、人文和社会科学的最高学术机构。爱尔兰皇家科学院院士从全爱尔兰最优秀的科学家中选出,当选院士是爱尔兰国家的最高学术荣誉。

孙大文教授是国际著名的生物系统工程和食品科学与工程方面的科学家,是国际上该领域具有重要影响的学术带头人之一。他先后于2000年和2006年被国际农业工程学会(International Commission of Agricultural Engineering CIGR)授予CIGR杰出奖及于2008年获得CIGR成就奖,并于2004年被英国皇家机械工程师学会授予“食品工程师年度人物”大奖,以表彰他在世界食品工程领域所作出的巨大贡献。

孙大文教授是英国皇家农业工程师学会和爱尔兰工程师学会的会士(Fellow),同时也是国际农业工程学会(CIGR)的常务理事和荣誉副主席。他还兼任《食品和生物加工技术》(Food and Bioprocess Technology, Springer)国际期刊的主编和《现代食品工程》(Contemporary Food Engineering, CRC Press / Taylor & Francis)系列丛书的主编。目前,他在国际著名杂志和国际会议上发表了400余篇高水平论文,主编权威专著10部,有200余篇论文被SCI收录。根据汤姆森科技信息集团出版发行的基本科学指标(Essential Science Indicators)数据库2009年7月1日有关全球农业科学家排名,在汇集和分析1999年1月1日至2009年4月30日期间所收录SCI论文的数据统计,全球共有2391名科学家排名进入农业科学专业领域前1%的“被引用次数最多的科学家”,其中孙大文教授名列前茅,列全球前36位。

孙大文教授早年就读于华南理工大学,并在该校获得机械工程学士和硕士学位以及化学工程博士学位。1989年,他远赴欧洲,分别在德国斯图加特大学,英国贝尔法斯特女王大学、纽卡斯尔大学和谢菲尔德大学从事博士后、研究员和高级研究员工作。1995年,孙大文到爱尔兰国立都柏林大学任教,目前他是该校食品和生物系统工程教授、博士生导师,担任食品冷冻与计算机化食品技术研究所所长,是爱尔兰有史以来的第一位华人终身教授。

孙大文教授热心报效祖国。长期以来,他与国内高校和科研机构建立并保持着密切的合作关系,经常回国讲学和进行科研合作,与国内同行探讨食品科学技术领域的科研开发,资助中国学生到国外深造,为国家培养高层次人才。他应邀担任了浙江大学、上海交通大学、哈尔滨工业大学、中国农业大学等高校和科研机构的顾问或客座教授,他与国内的科技合作取得了很多成果。