基于 GRNN网络和遗传算法的旋翼动平衡调整

刘红梅 王少萍 欧阳平超

(北京航空航天大学 自动化科学与电气工程学院, 北京 100083)

摘 要: 针对传统旋翼调整方法没有考虑调整参数与振动信号之间的非线性关系, 提出一种结合广义回归神经网络 GRNN(General Regression Neural Network)和遗传算法的旋翼调整方法, 采用 GRNN建立旋翼动平衡调整模型, 以桨叶调整参数作为 GRNN输入, 以旋翼转轴 3个方向的加速度测量值和机身 3个方向加速度测量值作为网络输出, 建立调整参数与直升机振动信号之间的模型. 以直升机振动作为目标函数, 采用改进的遗传算法对桨叶调整参数进行寻优, 获得直升机振动最小时的桨叶的调整量. 飞行实验表明, 通过 1到 2次飞行调整, 可使 3个方向机身振动(旋翼的一阶振动)为最小, 完成旋翼的动平衡调整.

关 键 词: 旋翼; 动平衡; 广义回归神经网络(GRNN); 遗传算法; 优化

中图分类号: V 267

文献标识码: A 文章编号: 1001-5965(2008)05-0507-05

Helicopter rotor smoothing based on GRNN neural network and genetic algorithm

Liu Hongmei Wang Shaoping Ouyang Pingchao

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100083, China)

Abstract: Considering traditional adjustment method without calculating possible nonlinear between rotor adjustments and fuselage vibration signals, a new rotor adjustment method based on general regression neural network (GRNN) and genetic algorithm was presented. GRNN network was employed to model the relationship between the rotor adjustments and the fuselage vibrations, whose inputs are rotor adjustment parameters and whose outputs are acceleration measurements along the three axes of rotor shaft and the fuselage. With helicopter vibration as objective function, genetic algorithm was used to make a global optimization to find the suitable rotor adjustments corresponding to the minimum vibrations. Flight test results indicate that proposed rotor adjustment method can minimize fuselage vibration at fundamental rotor frequency along the three axes only in one or two adjustment flights, and that the neural networks may be updated to include new data thus allowing the system to evolve and mature in the course of its use.

Key words: rotor; dynamic balance; general regression neural network (GRNN); genetic algorithm; optimization

直升机旋翼调整的目的是通过调整每片桨叶的小拉杆、桨毂配重、后缘调整片, 将直升机 3个方向的一阶振动控制在容许的振动水平内, 确保机组人员和乘客的舒适性[1].

桨叶调整参数和机身振动信号之间具有复杂的非线性关系, 传统的旋翼调整方法通常使用线性模型, 没有考虑非线性影响, 准确率较低[2-3].

由于神经网络具有很强的非线性映射能力, 很容易实现桨叶调整参数和直升机振动信号之间的映射. 同传统的 RBF(Radial Basis Function)网络相比, GRNN (General Regression Neural Network)收敛速度快, 所需训练样本少, 具有鲁棒性. 因此本文提出基于 GRNN的旋翼调整方法, 根据旋翼转轴 3个方向的加速度测量值和机身 3个方

收稿日期: 2007-04-24

作者简介: 刘红梅(1978 -), 女, 辽宁沈阳人, 博士生, liuhongmeigg@tom.com.

向的加速度测量值,利用 GRNN 和改进的自适应遗传算法 AGA(Adaptive Genetic Algorithm)的优化学习和调整技术,通过 1到 2次飞行调整,使 3个方向机身振动(旋翼的一阶振动)为最小,完成旋翼的动平衡调整.并利用一种能够自适应调整遗传控制参数的 AGA改善遗传算法性能,在保持群体多样性的同时,加快遗传算法的收敛速度,提高全局收敛的稳定性.

1 旋翼调整系统描述

1.1 旋翼 GRNN 调整原理

旋翼桨叶在稳定转速下工作,如果各片桨叶上的离心力不等,在旋翼中心将产生一个离心合力,引起旋翼水平方向的 1Ω(Ω为旋翼转频)振动,振动水平取决于桨叶离心力不平衡量的大小[4].如果各片桨叶上气动载荷不相等,每片桨叶的桨尖轨迹会有较大偏差,铰链力矩也不平衡,将引起旋翼垂直方向的 1Ω振动.

可知当旋翼出现质量不平衡和气动不平衡时,会在旋翼基频的一阶谐波(1次/每转)处产生附加振动,因此,针对旋翼一阶谐波振动,利用 GRNN建立调节参数和机身一阶振动之间的数学模型.根据输入的旋翼调整参数预测直升机振动输出大小,并利用遗传算法进行优化得到一个合适的桨叶调整量,以此调节相应的参数实现对旋翼质量不平衡和气动不平衡引起的振动进行控制,减小直升机的振动. GRNN 动平衡优化调整原理见图 1.

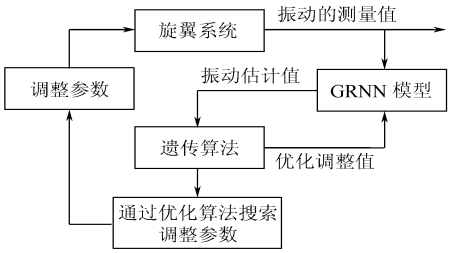


图 1 *GRNN* 动平衡优化调整原理图

1.2 传感器布局

传感器的安装位置和方向主要用于区别旋翼质量不平衡和气动不平衡的调整.振动传感器应安装在直升机上对不平衡振动敏感的位置,当旋翼出现质量不平衡和气动力不平衡时,旋翼主轴和飞机座舱的振动幅值都会显著的变大,而旋翼轴上的大幅值振动必然会使直升机动部件的寿命缩短,机舱的大幅值振动会使机组人员感到疲劳.考虑到对直升机寿命的影响和机组人员的舒适性,在旋翼轴和主副驾驶员处安装振动传感器,安装传感器的方向采用如下方式:主轴 X, Y, Z 3个方向,主驾驶 Z 向,副驾驶 Y向,副驾驶 Z 向.振动测点分布见表 1.

表 **1** 振动传感器测点布置

序号	测点位置	序号	测点位置
1	主轴 X 向	4	主驾驶 Z向
2	主轴 Y向	5	副驾驶 Y向
3	主轴 Z向	6	副驾驶 Z向

2 旋翼调整系统建模

首先利用 GRNN 建立旋翼调整参数与机身振动信号之间的函数映射关系,再利用遗传算法对此函数关系进行优化,获得机身振动最小时的桨叶调整参数.

2.1 旋翼系统 *GRNN* 模型

网络的训练样本来源于飞行测试数据,数据量有限,GRNN 在训练样本少的情况下精度要远高于传统遗传算法网络和 RBF 网络,因此采用 GRNN建立旋翼调整模型,GRNN 输入为各振动调节参数 α_i^j(其中 $i=1,2,3$为桨叶序列号 1;j为参数类型,1为配重,2为小拉杆,3为调整片).GRNN的输出为旋翼转轴和座舱各方向的振动增量 $\Delta\gamma_u^h$ 傅里叶变换值的笛卡尔坐标分量(考虑到振动数据具有幅值和相位,为方便计算,将各方向的振动数据转化到二维笛卡尔坐标系中,则笛卡尔坐标的两个分量分别代表振动增量的正弦分量和余弦分量),旋翼共 3片桨叶,每片桨叶 3个调整参数,因此可确定 GRNN 输入层神经元为 9个;输出层神经元个数为 1个,为相应飞行状态下单个传感器振动数据傅里叶变换值的正弦分量或余弦分量.共建立 48个 GRNN(考虑有 4个飞行状态,6个振动传感器的数据,每个数据有 x, y 两个分量),其中的第 1个 GRNN 的结构如图 2

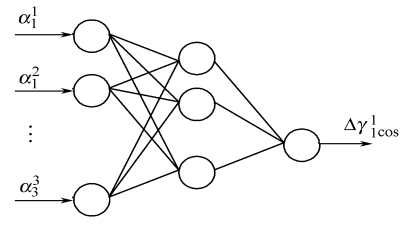


图 2 旋翼系统的 *GRNN* 模型

2.2 *GRNN* 学习

对于 GRNN 网络,只要学习样本确定,则相应的网络结构和各神经元之间的连接权值也随之确定,GRNN 的训练实际上只是确定平滑参数的

过程[5]. 与传统的误差反向传统算法不同, GRNN的学习算法在训练过程中不调整神经元之间的连接权值, 而是通过改变平滑参数, 调整网络各单元的传递函数, 以获得最佳的回归估计结果.

为完成学习, 必须收集典型学习样本. 学习样本包含满足映射关系: $\Delta v_a^h = \mathrm{GRNN}(\alpha_i^j)$.

为获得学习样本, 通过人为误调整造成旋翼不平衡, 进行飞行测试, 对不平衡引起的振动水平进行测量. 为减少学习飞行的次数, 假设: ①各参数的调整效果相互独立; ②各调整参数类型对具有不同相位(桨叶之间的几何角度)的桨叶调整效果相同.

学习阶段进行 4次飞行: 旋翼锥体和动平衡调整好的情况飞行一次, 小拉杆调整飞行一次, 调整片调整飞行一次和配重调整飞行一次. 每次飞行有 4个不同的飞行状态: 地面开车、无地效悬停、低度飞行和高速飞行, 在各个状态下分别进行振动测量.

飞行完成后, 获得全部的学习样本对. 通过网络训练, 即可确定旋翼调整的 GRNN模型.

3　AGA优化旋翼调整参数

利用已训练好的 GRNN模型, 以机舱振动输出最小为目标函数, 以旋翼的调整参数为优化变量, 进行网络学习和优化, 通过寻优计算获得机舱振动输出最小时旋翼调整参数, 对各调整参数进行单独优化, 从而对系统进行优化平衡调整.

3 1　优化目标函数的确定

考虑到使机舱振动达到最小时, 旋翼的调整量不应过大, 因此优化目标函数的确定要考虑以下两个因素: 系统输出振动量和调整参数. 设定目标函数为

$$F(\alpha_i^j) = \frac{1}{2}\sum_{a=1}^{m}(\Delta v_a^h + v_a^h)^2\beta_a + \gamma\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{3}(\alpha_i^j)^2\eta_{ij} \qquad (1)$$

其中, $\Delta v_a^h = \mathrm{GRNN}(\alpha_i^j)$为第 a个振动传感器 h阶快速傅里叶变换的振动增量值; α_i^j为将要确定的调整参数; v_a^h为调整前的机身振动水平; γ为相对系数; β_a为第 a个输出振动量的重要程度系数; η_{ij}为第 i片桨叶第 j个调整参数的重要程度系数.

3 2　优化约束条件的确定

直升机座舱和旋翼主轴的各方向的振动不应超过允许范围, 要求各方向振动应小于定值 K, 即

$$|\mathrm{GRNN}(\alpha_i^j) + v_a^h| < K \qquad (2)$$

旋翼桨叶的各调整参数(小拉杆, 配重, 后缘调整片)应在一定调整范围内, 调整范围的上下限为

$$c_1 < \alpha_i^j < c_2 \qquad (3)$$

3 3　优化问题的转换

遗传算法不能直接处理约束条件, 因此采用罚函数法将约束问题转化为无约束问题, 优化目标函数为

$$P(\alpha_i^j, r) = F(\alpha_i^j) + r\sum_{k=1}^{36}[\max\{0, -g_k(\alpha_i^j)\}]^2 \qquad (4)$$

其中, $g_k(\alpha_i^j) = 0.2 - H(\alpha_i^j)v_a^h$ $(k = 1, 2, \cdots, 12)$; $g_k(\alpha_i^j) = \alpha_i^j - c_1$ $(k = 13, 14, \cdots, 24)$; $g_k(\alpha_i^j) = c_2 - \alpha_i^j$ $(k = 25, 26, \cdots, 36)$; r为惩罚因子, 来调节罚函数的大小, 使优化解能完全满足制约条件, 这里取 $r = 1.0$[6].

3 4　AGA寻优流程

图 3为旋翼调整参数的寻优过程流程图. 在寻优过程中, 针对式(4), 采用 AGA进行寻优. AGA增加了遗传控制参数的自适应调整环节.

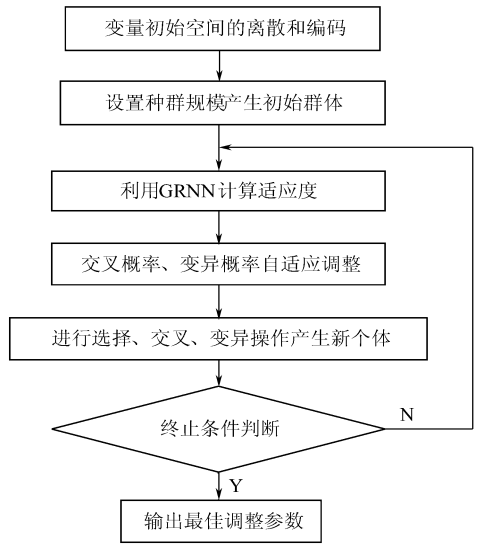


图 3　寻优过程流程图

1) 编码. 实数编码精度高, 不受染色体维数限制, 具有微调功能, 不需要编码、解码操作, 可以提高运算效率. 因此采用实数编码方式.

2) 适应度函数. 旋翼调整优化为约束极小值优化问题, 通常遗传算法要求目标函数的优化方向对应适应度函数的增大方向, 因此需对目标函数进行某些数学变换, 这里采用保守估计界限构造法来构造适应度函数, 当目标函数求最小值时, 定义适应度函数 $f(\alpha_i^j, r)$为

$$f(\alpha_i^j, r) = C + 1/P(\alpha_i^j, r) \qquad (5)$$

式中, C为正数, 显然 $f(\alpha_i^j, r)$恒为正, 极小化

$P(\alpha_i^j, r)$等价于极大化 $f(\alpha_i^j, r)$. 该定义适应度函数的方法可能导致群体未成熟收敛, 为解决此问题, 将适应度采用比例变换[7], 即

$$\hat{f} = af + b \tag{6}$$

其中 $a = \dfrac{f_a}{f_a - f_{min}}$ $b = \dfrac{f_{min} f_a}{f_a - f_{min}}$

式中, f_a, f_{min}分别为每一代染色体群体的平均适应度和最小适应度; f为要变异个体的适应度值. 选择操作采用轮转盘操作, 并配合应用最优保存策略.

3) 参数的自适应调整. 采用下式对交叉概率 P_c和变异概率 P_m进行自适应调整, 以使 P_c和 P_m随个体适应度大小和群体的分散程度自动调整, 在保持群体多样性的同时, 加快遗传算法的收敛速度, 提高全局收敛的稳定性.

$$P_c = \begin{cases} k_1 \dfrac{f_{max} - f'}{f_{max} - f_a} & (f' \geqslant f_a) \\ k_2 & (f' < f_a) \end{cases} \tag{7}$$

$$P_m = \begin{cases} k_3 \dfrac{f_{max} - f}{f_{max} - f_a} & (f \geqslant f_a) \\ k_4 & (f < f_a) \end{cases} \tag{8}$$

式中, f_{max}为群体中最大适应度值; f'为要交叉的两个体中较大的适应度值; k_1, k_2, k_3, k_4均为自适应控制参数, k_1, k_2的取值范围为 $[0.7, 0.9]$, k_3, k_4的取值范围为 $[0.005, 0.1]$. 这里取 $k_1 = k_2 = 0.85$, $k_3 = k_4 = 0.01$.

4) 遗传操作. AGA的遗传操作包括选择算子、交叉算子和变异算子步骤. AGA的遗传控制参数 P_c和 P_m不再采用固定值, 通过式(7)和式(8)分别确定. 采用赌盘选择方法和单点交叉操作, 随机产生交叉点; 并采用高斯近似变异操作.

5) 判断收敛. 以算法运行到设定的进化代数作为遗传结束条件. 根据经验, 一般取进化代数为400时即可中止遗传操作.

4 飞行数据测试

4.1 测试计划

学习和飞行优化在 2T级直升机上完成, 学习阶段需要 4次测试飞行. ①参考飞行: 按正常飞行; ②配重调整: 1号桨叶加配重 1片(48 g); ③小拉杆调整: 2号桨叶负向调 2个棱面; ④调整片调整: 3号桨叶调 2°.

每次飞行有 4种飞行状态: 地面开车、悬停、低速飞行(速度为 150 km/h)和高速飞行(速度为230 km/h), 在各状态下分别进行振动测量.

4.2 学 习

按照上面的飞行测试计划对飞机进行测试飞行, 获得不同调整参数下的不平衡振动数据, 结果如表 2利用该数据对 GRNN模型进行训练.

表 2 飞行测试数据

飞行状态		飞行架次			
		参考飞行	配重调整	小拉杆调整	调整片调整
地面开车	主轴 X向	1.23	2.73	1.56	1.96
	主轴 Y向	9.78	60.1	31.7	1.42
	主轴 Z向	2.34	6.21	2.98	6.83
	主驾驶 Z向	10.3	41.3	23.4	1.56
	副驾驶 Z向	5.78	22.6	16.3	7.92
	副驾驶 Y向	3.46	26.9	11.9	7.15
悬停	主轴 X向	0.98	0.63	2.76	0.87
	主轴 Y向	1.98	0.74	0.94	1.57
	主轴 Z向	1.01	1.82	6.55	7.02
	主驾驶 Z向	2.67	0.93	3.02	1.93
	副驾驶 Z向	4.98	1.27	9.01	8.34
	副驾驶 Y向	2.46	1.08	7.98	7.95
低速飞行	主轴 X向	3.62	4.17	3.02	1.23
	主轴 Y向	3.47	4.22	3.37	1.33
	主轴 Z向	4.34	0.97	16.1	5.84
	主驾驶 Z向	2.32	2.03	1.03	1.03
	副驾驶 Z向	2.87	8.53	14.5	8.65
	副驾驶 Y向	5.42	8.32	15.1	8.06
高速飞行	主轴 X向	2.03	4.54	3.54	1.34
	主轴 Y向	3.45	4.75	3.71	1.41
	主轴 Z向	5.06	1.37	17.4	5.98
	主驾驶 Z向	2.17	2.35	1.73	1.14
	副驾驶 Z向	4.02	8.83	15.1	8.75
	副驾驶 Y向	2.97	8.75	15.9	8.39

注: 加速度为 $10^{-3}g$.

4.3 优化结果分析

为验证该方法的有效性, 调整旋翼(如表 3所示)使其产生不平衡, 并在不平衡状态下进行飞行试验, 对不平衡振动数据进行测量.

表 3 旋翼系统不平衡调整参数

桨 叶	质量/g	拉杆棱面	调整片/(°)
1	0	-0.5	0
2	24	0	0
3	0	0	0.5

利用不平衡振动数据, 根据前面所建立的目标函数, 通过 AGA对各调整参数进行寻优. 选择种群规模为 100个, 进化代数 n= 500次. 图 4给出了遗传算法求最小值的寻优过程, 目标函数寻优到第 450代, 已经找到全局最优点. 可以看出, 在求最低振动时, 遗传算法寻优到最小值需要经历的进化代数比较大, 这可能是由于遗传算法全局搜索能力很强, 而局部搜索能力相对较弱的缘故.

表 4为遗传算法求机舱振动最小时的旋翼调

整参数的优化结果,这些参数与系统推荐的参数几乎相同.

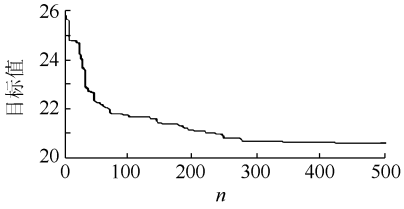


图 4　遗传算法求振动最小值的寻优过程

表 **4**　获得最小振动的参数优化结果

桨　叶	质量 /g	拉杆棱面	调整片 /(°)
1	0	0 56	0
2	- 25	0	0
3	3	0	- 0 45

图 5~图 8对旋翼调整前后的振动水平 (用加速度表示)进行了对比,可以看出,根据优化结果给出的调整参数对旋翼进行调整后,振动水平大大降低,除了在地面开车状态下主轴 *Y*向和副驾驶 *Y*向的振动略高于 $5\times10^{-3}g$ 以外,其他飞行状态下主轴各向和主副驾驶各向的振动都低于 $5\times10^{-3}g$.

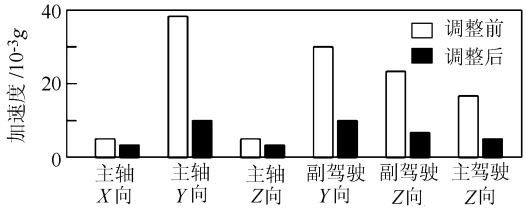


图 5　地面开车状态下旋翼调整前后的振动水平

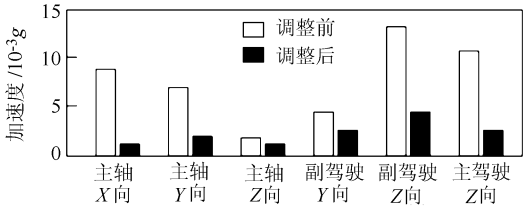


图 6　悬停状态下旋翼调整前后的振动水平

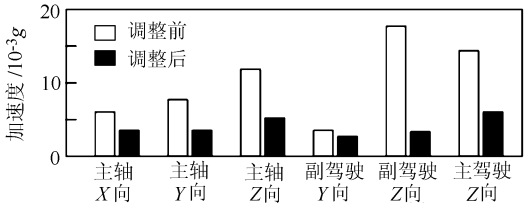


图 7　低速水平飞行状态下旋翼调整前后的振动水平

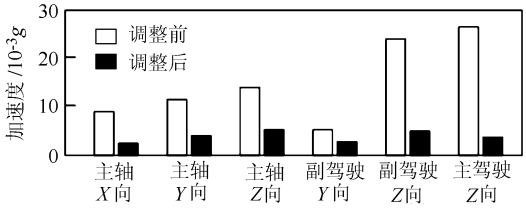


图 8　高速水平飞行状态下旋翼调整前后的振动水平

5　结　论

根据旋翼模型的非线性特点,采用 GRNN建立旋翼调整模型,并应用改进的 AGA进行寻优,获得机身振动最小时旋翼调整参数.实验数据和分析结果表明:①GRNN与遗传算法相结合能够在较少的飞行调整下完成旋翼的动平衡调整.通过 1到 2次飞行调整,就可使 3个方向机身振动 (旋翼的一阶振动)为最小,完成旋翼的动平衡调整.②改进的 AGA能够在保持群体多样性的同时,加快遗传算法的收敛速度,提高全局收敛的稳定性.③此旋翼调整系统可通过飞行测试获得的新数据对 GRNN进行更新,使系统在使用过程中不断完善.

参考文献 (**References**)

[1] Ventres Sam, Hayden Richard E. Rotor tuning using vibration data only[C] //American Helicopter Society 56th Forum. America: American Helicopter Society, 2000: 623- 629

[2] Wroblewski Dariusz, Grabill Paul. Neural network system for helicopter rotor smoothing [C] //Intelligent Automation Corporation. America: IEEE, 2000: 271- 276

[3] Wang Shengda, Danai Kourosh, Wilson Mark. Adaptive method of helicopter track and balance [J]. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 2005, 127(6): 275- 282

[4] 薛伟松,邢士喜,郑牧,等. 直升机旋翼锥体及动平衡设备校验系统的研究[J]. 测控技术, 2006, 25(3): 4- 7
Xue Weisong, Xing Shixi, Zheng Mu, et al. Research on checkout system for track-height and dynamic balance equipment of helicopter [J]. Testing and Control Technology, 2006, 25(3): 4- 7(in Chinese)

[5] 石喜光,郑立刚,周昊,等. 基于广义回归神经网络与遗传算法的煤灰熔点优化[J]. 浙江大学学报(工学版), 2005, 39(8): 1189- 1192
Shi Xiguang, Zheng Ligang, Zhou Hao, et al. Combining general regression neural network and genetic algorithm to optimize ash fusion temperature [J]. Journal of Zhejiang University, 2005, 39(8): 1189- 1192(in Chinese)

[6] 范辉,李为吉. MATLAB NN和优化工具箱在设计优化中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2006(16): 187- 189
Fan Hui, Li Weiji. Application of MATLAB neural network and optimization toolbox in design optimization [J]. Computer Engineering and Application, 2006(16): 187- 189(in Chinese)

[7] 雷英杰,张善文,李续武,等. Matlab遗传算法工具箱及应用[M]. 西安:西安电子科技大学出版社, 2005: 45- 61
Lei Yingjie, Zhang Shanwen, Li Xuwu, et al. Matlab genetic algorithm toolbox and application [M]. Xi'an: The Publishing House of Xi'an Electronic Science and Technology University, 2005: 45- 61(in Chinese)

(责任编辑:刘登敏)