

基于改进变分模态分解与残差网络的 空调外机故障检测方法

龙 畅, 余成波, 王 浩

(重庆理工大学 电气与电子工程学院, 重庆 400054)

摘要: 针对目前空调外机检测困难且无法达到最佳故障检测准确率, 提出了一种基于改进变分模态分解 (IVMD) 与残差网络联合的空调外机故障检测方法。利用 IVMD 方法确定变分模态分解 (VMD) 的最优 K 值并对声源信号进行分解; 综合相关系数和排列熵选取关键本征模态函数合并转换成声音信号图像; 利用残差网络在图像处理方面的优势对转换后的图像进行特征提取分类。实验结果表明, 该方法的平均识别准确率达到 99.57%, 在空调外机故障检测中具有较好的实际应用价值。

关键词: 改进变分模态算法; 关键本征模态函数; 残差网络; 声音信号图像; 检查维修

本文引用格式: 龙畅, 余成波, 王浩. 基于改进变分模态分解与残差网络的空调外机故障检测方法 [J]. 兵器装备工程学报, 2022, 43(12): 278–282.

Citation format: LONG Chang, YU Chengbo, WANG Hao. Fault detection method of air conditioner external unit based on improved variational modal decomposition and residual network [J]. Journal of Ordnance Equipment Engineering, 2022, 43(12): 278–282.

中图分类号: TH70

文献标识码: A

文章编号: 2096–2304(2022)12–0278–05

Fault detection method of air conditioner external unit based on improved variational modal decomposition and residual network

LONG Chang, YU Chengbo, WANG Hao

(School of Electrical and Electronic Engineering, Chongqing University of Technology, Chongqing 400054, China)

Abstract: Aiming at the current situation that it is difficult to detect air conditioner external units and it fails to achieve the best fault detection accuracy, this paper proposes a fault detection method for air conditioner external units based on improved variational mode decomposition (IVMD) and residual network (ResNet). Firstly, the IVMD method is used to determine the optimal K value of variational mode decomposition (VMD) and decompose sound source signals; then, the correlation coefficient (CC) and arrangement entropy (AE) are used to select the important intrinsic mode function to merge into sound signal images, and finally the advantages of residual networks in image processing are used to extract and classify the converted images for feature extraction. The experimental results show that the average recognition accuracy rate of this method is 99.57%, and it has good practical application values in the fault detection of external air-conditioning units.

Key words: improved variational modal algorithms; important intrinsic mode function; residual networks; sound signal images; inspection and repair

收稿日期: 2022–03–07; 修回日期: 2022–04–09

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61976030); 高端外国专家项目 (GDW20165200063); 重庆高校优秀成果转化项目

作者简介: 龙畅 (1996—) 男, 硕士, E-mail: 354867152@qq.com。

通信作者: 余成波 (1965—) 男, 博士, 二级教授, E-mail: yuchengbo@cqut.edu.cn。

1 引言

随着人们生活水平的提高,空调应用越加广泛。空调在新功能、新技术也日益增加,其结构也更加复杂,而已有方法已不能满足多样化产品的测试需求,研究一种简单、快速、有效、准确的故障检测方法便具有了重要意义。空调产品的质检,是通过多种传感信号(如压力、电流和温度参数)进行融合判断产品的性能质量是否达到标准,保障生产空调的品质,确保空调是否故障。刘润东等^[1]以发生故障的部件作为分类标准对空调系统的常见故障诊断方法进行了较为全面地综述。吴振等^[2]通过专家系统对空调外机的商检测试,提高了产品的检验精度。程炜为等^[3]利用堆叠自动编码器(stacked auto encoder SAE)神经网络结合 Softmax 对家用空调外机的振动信号进行特征提取,实现故障诊断和分类识别。欧阳城添等^[4]将声纹识别技术引入压缩机故障诊断提出一种基于学习矢量量化神经网络的空调压缩机声纹识别模型。

目前,空调外机检测方法主要是电参数定点阈值法,但该方法易受环境因素的影响,降低检测准确率^[9-10]。为提高空调外机故障检测准确率,本研究中利用 IVMD 方法确定变分模态分解对声源信号进行分解,综合相关系数和排列熵选取关键本征模态函数合并转换成图像;并利用残差网络进行特征提取分类。

2 相关算法和理论

为了更好识别声源信号种类,本文中设计了一种 IVMD-SI-ResNet50 模型,该模型由 IVMD、声图转换和 ResNet50 网络组成,其中 IVMD 是基于 VMD 中的特征提取思路,并在此基础上考虑了相关系数与排列熵的特点进行改进提出的。该模型先利用 IVMD 提取出声源信号的特征,再将提取出的特征转换成声源信号图像,最后结合 ResNet50 网络进行训练实现对声源信号特征提取与识别的研究目标。

2.1 时域信号构建图像

不同的声源信号包含了不同的特征信息,而由于声源信号是一维时域信号导致获取不相邻样本点间的关系比较困难;但是相邻图像元素间的关系则获取相对容易,若将时域信号转换成相应的信号图像,这样就能在一定程度上也获取了不相邻样本点间的关系。

要将时域信号构建成图像,首先需要归一化信号的幅值到图像的像素值区间[0, 255],然后将样本归一化后的幅值与响应的图像的像素值对应构建图像,其如式(1):

$$P_n(i, j) = B((n-1) \times M \times N/2 + M \times (i-1) + j) \quad (1)$$

其中: $P[\cdot]$ 表示对应位置的像素强度; $B[\cdot]$ 表示样本点归一化后的幅值; M 表示图像的长度; N 表示图像的宽度; n 表示图像的序号; $j=1:M$ $k=1:N$ 。构建过程如图1所示。

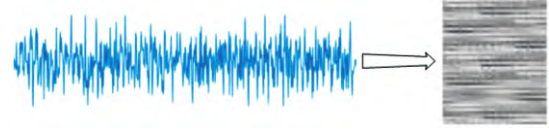


图1 一维时域转换图像构建过程示意图

Fig. 1 One-dimensional time-domain transformation image

2.2 VMD 原理

变分模态理论如下^[5-7]:

将一个信号 $x(t)$ 分解为 K 个 IMF 分量 $\{u_k\}$ $\{w_k\}$ 为 K 个模态的中心频率,在此基础上还需要通过以下模型表达式(2)来求取各个 $u_k(t)$ 的带宽。

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t) \\ \min_{\{u_k\}, \{\lambda_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \end{cases} \quad (2)$$

引入惩罚因子 α 与拉格朗日乘法算子 λ 将上述约束问题转换为非约束问题,如式(3):

$$L(\{u_k\}, \{\lambda_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), x(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

其中: δ 为 Dirichlet 函数; $*$ 代表卷积符号。 α 为惩罚参数; λ 为拉格朗日乘子; $*$ 为卷积运算; $\langle \cdot \rangle$ 为内积运算。

使用交替方向乘子法(ADMM)求解这个非约束问题,对 u_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 、 λ_k^{n+1} 进行交替迭代更新,将极小化问题转换成寻求迭代子优化扩展拉格朗日序列表达式的“鞍点”。再通过式(4)、式(5)、式(6)对 u_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 、 λ_k^{n+1} 进行交替迭代更新,通过迭代更新最终得到信号分解的所有模态。

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{x}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\lambda(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (4)$$

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (5)$$

$$\lambda_k^{n+1}(\omega) = \lambda_k^n(\omega) + \tau(x(t) - \sum_k u_k^{n+1}(t)) \quad (6)$$

其中: $\hat{u}_k^{n+1}(w)$ 为当前余量; w_k^{n+1} 表示当前模态的功率谱重心。

当满足迭代精度时停止,即

$$\varepsilon > \sum_k \frac{\|u_k^{n+1} - u_k^n\|_2^2}{\|u_k^n\|_2^2} \quad (7)$$

式(7)中: K 参数能够通过保证模式数的适当性以此来保证其分解信号的准确性, K 值过大,数据分解时则会产生过分解的现象,即产生虚假分量;若 K 值过小,数据分解时则产生欠分解的现象,即数据分解不充分,会产生模态混叠现象[8]。 K 值的选择对 VMD 算法的分解效果尤为重要。

2.3 K 值的确定

本文中提出了寻找最优 K 值的 IVMD 方法和 IIMF 的选

取标准。当信号有过分解现象时,相邻 IMF 分量的中心频率比接近于 1,设置合适的阈值作为判断信号是否过分解的标准,当信号过分解时,前一轮的值将会被视为最优 K 值;相关系数能反映 IMF 分量与原信号的相关性,若相关系数越小则说明 IMF 所包含的原信号特征信息越少,若相关系数越大说明其包含的特征信息越多;排列熵作为一种能衡量信号复杂程度的重要指标,若其值越小则说明该信号序列越规则,排列熵越大则说明其越复杂^[9-10];由此能利用相关系数和排列熵的特点来选取 IIMFs。

考虑到 IMF 排列熵的值相差过大,因此需对 IMF 的排列熵进行归一化处理,保证其值在 $[0, 1]$ 之间,计算式如式 (8):

$$PEN = 1 - \frac{1}{1 + e^{-Pe}} \quad (8)$$

其中: Pe 是排列熵值; PEN 是排列熵归一化值。再依据式 (9) 求解 T 值,选取需由大到小选取的 IIMF。

$$T = \eta \times CC + (\eta - 1) \times PEN \quad (9)$$

其中: $\eta \in [0, 1]$; CC 为相关系数。由于相关系数更能说明 IIMFs 与原信号的联系,故一般 η 取的值接近于 1。

本文中提出的 IVMD 方法的具体步骤如下所述:

步骤 1 选取初始的 K 值范围;

步骤 2 根据初始范围内 K 值的 VMD 算法分解信号;

步骤 3 计算不同 K 值下对应的 IMF 分量的中心频率及相邻分量的中心频率比,当中心频率比大于设定阈值时,此时信号已经出现过分解现象,则判断上个 K 值为最优值;

步骤 4 计算最优 K 值 IMF 的排列熵以及与相关系数,根据所需选择出 IIMFs。

2.4 ResNet 网络

ResNet 网络^[11-12]的关键就在于其结构中的残差单元,残差网络单元拥有跨层连接的能力,这种打破了传统神经网络中的上层输出只能作为下层输入的残差跳跃式网络结构,使某层的输出结果能够直接跨过多层作为后面某层的输入,实现同等映射,将卷积操作过的结果与之相加。残差单元结构如图 2 所示。

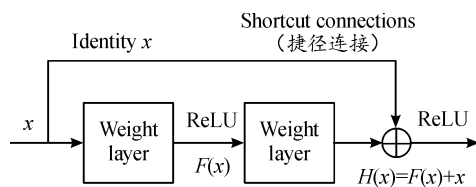


图 2 残差单元结构框图

Fig.2 Residual element structure diagram

3 IVMD-ResNet50 方法

本文中结合 IVMD 和 ResNet50 两种方法,提出了 IVMD-ResNet50 方法对声源信号进行识别分类。该方先使用 IVMD 方法处理信号,得到原信号的 IMF 分量;再将相关系数和归一化排列熵作为标准中选取 3 个 IIMFs,并将其转换成信号图

像,并整理为图像数据集利用 ResNet50 对其进行分类识别。

IVMD 具体流程如图 3 所示。

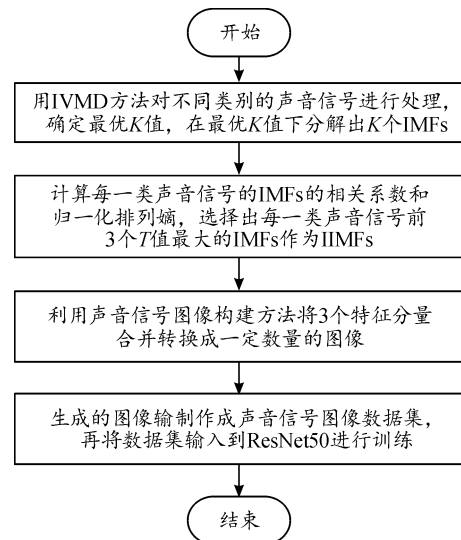


图 3 IVMD 流程框图

Fig.3 Flow chart of IVMD

4 实验与结果分析

4.1 数据来源

使用数据来自某工厂测得的空调外机在不同种激励下产生的原始声音信号数据,该数据集包含了 64 类不同情况下空调外机的声音信号,其中分为 4 类正常声音信号和 60 类故障声音信号。每一类声音信号包含一段声音信号,其时长约为 30 s,采样频率为 16 000 Hz,每一类样本数据采样点数约为 470 000 个。样本数据的声音信号时域幅值如图 4 所示。

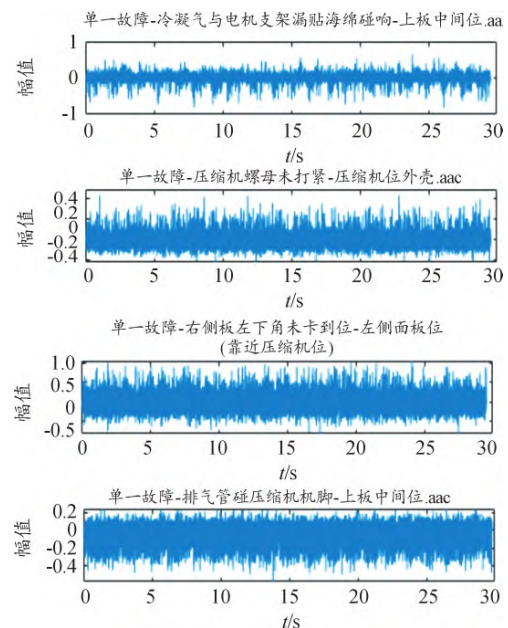


图 4 声音信号时域幅值图

Fig.4 Time domain diagram of sound signals

4.2 IVMD 方法处理声音信号

由于数据集中声音信号有 64 条,本文选择选择了“单一故障-底盘内有流程卡-上板中间位”声音信号为例作为说明,以采样频率为 16 000 Hz 对其进行采样,得到时域波形幅值如图 5(a) 所示,其频域波形幅值如图 5(b) 所示。

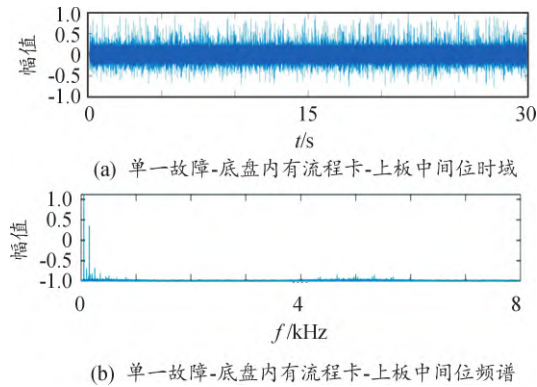


图 5 单一故障-底盘内有流程卡-上板中间位的时域幅值图

Fig. 5 Time-frequency diagram of single fault-flow card in chassis middle position of the upper plate

先利用 IVMD 方法寻找最优 K 值。首先设置 VMD 中 K 值范围为 3 ~ 10 并依次处理此振动信号得到不同 K 值下的 IMFs,设置中心频率比阈值为 0.85 并计算不同 K 值下 IMFs 的中心频率比找出最优 K 值。中心频率比数据如表 1,可以看出 K 值为 5 时,出现中心频率比大于 0.85 的情况,故得到最优 K 值为 4。

表 1 中心频率比

Table 1 Center frequency ratio

K	IMF1/IMF2	IMF2/IMF3	IMF3/IMF4	IMF4/IMF5
2	0.010 7			
3	0.812 4	0.010 7		
4	0.685 9	0.666 7	0.015 0	
5	0.762 2	0.872 4	0.032 2	0.333 4

再计算 $K=4$ 时 IMFs 的相关系数和排列熵,并对排列熵进行归一化处理,再按照式(12)计算 T 值来选择 IIMFs,其中设置 $\alpha=0.8$ 。得到的 T 值如表 2 所示,由于要选取 T 值最大的前 3 个 IMFs 作为 IIMFs,可知选择 IMF2, IMF3, IMF4 作为 IIMFs。

表 2 $K=4$ IMFs 的相关系数和排列熵

Table 2 Correlation coefficient and permutation entropy of IMFs at $K=4$

	IMF1	IMF2	IMF3	IMF4
CC	0.115 7	0.257 8	0.148 2	0.946 4
PEC	0.030 9	0.015 5	0.019 0	0.159 1
T	0.086 4	0.203 1	0.114 8	0.725 3

最后将找到的 3 个 IIMFs 转换成声音信号图像,处理之后的部分声音信号图像如图 6 所示。

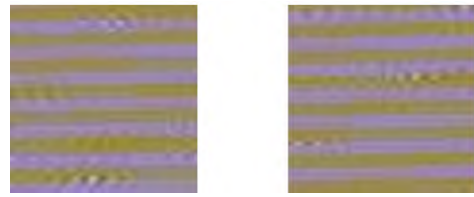


图 6 单一故障-底盘内有流程卡-上板中间位声音信号图像

Fig. 6 Single fault-flow card in chassis-upper plate middle position

4.3 故障结果诊断

利用得到的包含 64 类振动信号的共 64×400 张振动信号图像数据集。将数据集以 7:2:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集输入到 ResNet50 中进行训练,得到的训练过程效果如图 7 所示,再经 3 次迭代后,网络趋于平稳。迭代结束后测试集平均识别准确率(average recognition accuracy of test set, ARATS)为 99.51%,测试集最高识别准确率(highest recognition accuracy of test set, HRATS)为 99.76%;验证集的平均识别准确率(average recognition accuracy of verification set, ARAVS)为 99.47%,验证集最高识别准确率(highest recognition accuracy of verification set, HRAVS)为 99.57%。

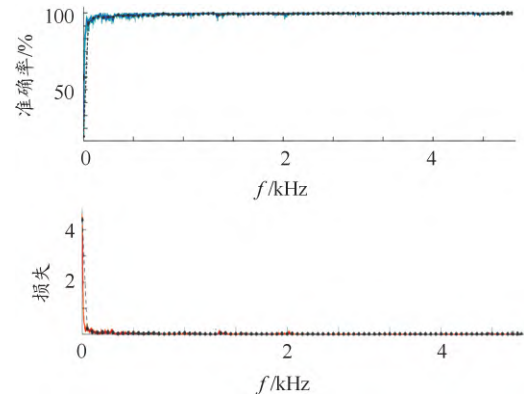


图 7 IVMD-SI-ResNet50 训练过程效果曲线

Fig. 7 IVMD-SI-RESNET 50 training results

ARAVS 和 HRAVS 都能反映网络性能的好坏,但是 ARAVS 无法判断是否出现过拟合现象,即反映不了实际运用中的识别效果。而验证集是用来验证训练好的网络是否有过拟合现象,HRAVS 最能反映网络的分类识别的性能,故本文以 ARAVS 作为评价指标。IVMD-SI-ResNet50 模型网络经过 3 轮迭代就达到平稳状态,而且其 ARAVS 达到了 99.57%,说明该网络收敛速度快,识别效果好。

5 结论

1) 本文中利用提出的 IVMD 方法实现了 VMD 算法中 K

值的优化选取,并用仿真信号进行了验证。结果表明,IVMD算法相较于传统的EMD算法在对信号处理方面有效地解决了过分解和欠分解问题,提取信号中关键特征的能力、抗噪能力以及抑制模态混叠能力有显著提升,为后续的图像转换提供了更能体现信号特征的数据源。

2) 将提取的特征转换成声源信号图像并输入到 Res-Net50 网络中进行训练。结果表明,该方法对空调进行故障诊断时提高了对激励识别的准确率,能得到很好的分类效果,可以对家用空调外机进行准确的故障诊断,具有更好的应用前景。

参考文献:

- [1] 刘润东,刘成刚,李翠敏.故障诊断技术应用于中央空调系统的研究进展[J].建筑热能通风空调,2016,35(10):41-46.
Liu R D, Liu C G, Li C M. Research progress of fault diagnosis technology applied to central air-conditioning system[J]. Building Energy & Environment, 2016, 35(10): 41-46.
- [2] 吴振,林坚锋,刘洋,等.专家系统在空调外机在线性能测试故障分析的应用[J].日用电器,2019,162(06):48-52.
Wu Z, Lin J F, Liu Y, et al. Application of expert system in on-line performance test and fault analysis of external air conditioner[J]. Household Appliances, 2019, 162(06): 48-52.
- [3] 程炜为,刘芝庭,王宇华.深度学习在家用空调外机振动检测中的应用[J].自动化与信息工程,2021,42(03):40-43,49.
Cheng W W, Liu Z T, Wang Y H. Application of deep learning in vibration detection of household air conditioner[J]. Automation and Information Engineering, 2021, 42(03): 40-43, 49.
- [4] 欧阳城添,袁瑾.基于学习矢量量化的空调压缩机声纹诊断方法[J].计算机工程与设计,2021,42(09):2634-2641.
OuYang C T, Yuan J. Voiceprint diagnosis method of air conditioning compressor based on learning vector quantization[J]. Computer Engineering and Design, 2021, 42(09): 2634-2641.
- [5] 刘春容,宁芊,雷印杰,等.改进残差神经网络在遥感图像分类中的应用[J].科学技术与工程,2021,21(31):13421-13429.
Liu C R, Ning Q, Lei Y J, et al. Application of improved residual neural network in remote sensing image classification[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(09): 2634-2641.
- [6] 盛肖炜,于林鑫,毕鹏飞,等.基于参数优化VMD和改进DBN的滚动轴承故障诊断方法研究[J].机电工程,2021,38(09):1107-1116.
Sheng X W, Yu L X, Bi P F, et al. Research on rolling bearing fault diagnosis method based on parameter optimized VMD and improved DBN[J]. Electromechanical Engineering, 2021, 38(09): 1107-1116.
- [7] 刘芝庭,王宇华,郑文炜.基于VMD和SVM的家用空调外机故障识别研究[J].佛山科学技术学院学报(自然科学版),2018,36(04):34-43.
Liu Z T, Wang Y H, Zheng W W. Research on fault identification of external unit of household air conditioner based on VMD and SVM[J]. Journal of Foshan Institute of Science and Technology (Natural Science Edition), 2018, 36(04): 34-43.
- [8] 郝勇,刘尚宗,吴文辉.振动图像结合CNN的轴承振动信号分析方法研究[J/OL].机械科学与技术:1-9[2021-12-27].
He Y, Liu S Z, Wu W H. Research on bearing vibration signal analysis method based on vibration image and CNN[J/OL]. Science and Technology: 1-9 [2021-12-27].
- [9] Hoang D T, Kang H J. Rolling element bearing fault diagnosis using convolutional neural network and vibration image[J]. Cognitive Systems Research, 2019, 53: 2-50.
- [10] Yan X A, Jia M P. A novel optimized SVM classification algorithm with multi-domain feature and its application to fault diagnosis of rolling bearing[J]. Neuro Computing, 2018, 313: 47-64.
- [11] 付丽君,赵晨兵,杨青,等.基于图像的集合型电机轴承故障诊断方法[J].沈阳理工大学学报,2020,39(05):8-12.
Fu L J, Zhao C B, Yang Q, et al. Image based fault diagnosis method of collective motor bearing[J]. Journal of Shenyang University of Technology, 2020, 39(05): 8-12.
- [12] 李宏,李定文,朱海琦,等.一种优化的VMD算法及其在语音信号去噪中的应用[J].吉林大学学报,2021,59(05):1219-1227.
Li H, Li D W, Zhu H Q, et al. An optimized VMD algorithm and its application in speech signal denoising[J]. Journal of Jilin University, 2021, 59(05): 1219-1227.

科学编辑 杨继森 博士(重庆理工大学教授)

责任编辑 唐定国