

奇异值分解在气液两相流流型识别中的应用

孙 斌, 钟金山, 陈 飞, 周云龙

(东北电力大学 能源与机械工程学院, 吉林 吉林 132012)

摘 要: 提出了一种将相空间重构和奇异值分解相结合的气液两相流流型识别方法。该方法首先利用相空间重构方法构造压差波动信号的吸引子轨迹矩阵, 然后对该矩阵进行奇异值分解得到矩阵奇异值, 将其作为流型的特征向量。针对 BP 神经网络收敛速度慢和容易陷入局部极值的问题, 采用 L-M 优化计算的方法, 设计了流型识别的 BP 网络模型。研究表明: 该方法可以有效地识别水平管内空气-水两相流的 4 种典型流型, 与其它改进算法相比, L-M 优化算法的识别率最高, 达到了 95%, 为流型的识别提供了一种新的有效方法。

关 键 词: 气液两相流; 流型识别; 相空间重构; 奇异值分解; L-M 优化算法; BP 神经网络

中图分类号: O359.1 文献标识码: A

引 言

气液两相流流动现象在工业生产中广泛存在, 气液相界面的分布即流型对流动和传热特性有重要的影响, 同时也影响两相流其它参数的准确测量, 因此准确识别流型有重要的实际意义。压差波动信号隐含着气液两相流运动的动态信息, 是气泡特性、界面波特性等诸多因素的综合反应, 包含有流型的足够信息, 并且压差波动信号容易测量, 因此, 近年来已成为研究流型识别的一个重要的参数。随着信号处理技术的发展, 近 10 多年来, 非线性信号处理技术如小波分析、经验模式分解等开始应用于流型识别中, 如提取压差波动信号的关联维数、小波包能量、小波包信息熵、小波能量、功率谱和均方根量等特征参数来表征不同的流型^[1~5], 并利用神经网络对流型进行识别, 取得了较好的效果。

为了能在实际中准确识别气液两相流的流型, 利用相空间重构技术对采集的压差波动信号进行处理, 得到相空间吸引子轨迹矩阵, 再利用奇异值分解

技术提取矩阵的奇异值作为流型的特征向量, 把基于 L-M 优化算法的 BP 神经网络作为流型识别模型, 较好地实现了水平管内空气-水两相流流型的识别。

1 基本原理

1.1 相空间重构

相空间的概念是物理学中用来表示某一系统所处的空间状况的。对于复杂的动力学系统来说, 系统独立变量的个数是无法确切直接获得的, 因此, 也就无法直接获得系统的维数。利用现代数据采集手段, 可以在较长的时间内采集系统某些特定变量的数据序列, 这样就能够从一个或者部分变量的角度, 对系统进行观测。表面上看, 单变量或少数变量的时间序列似乎只能提供十分有限的信息, 但是非线性动力学的研究表明: 时间序列包含着较为丰富的信息, 蕴藏了参与系统动态变化的全部其它变量的痕迹, 而时间序列的相空间重构, 为从单变量的时间序列中获取维数的信息, 提供了一个简单且行之有效的方法。

相空间重构的基本思想是^[6]: 系统中的任一分量的演化都是由与之相互作用着的其它分量所决定的, 因此, 这些相关分量的信息就隐含在任一分量的发展过程中。为了重构一个“等价”的状态空间, 只需考察一个分量, 并将它在某些固定的时间延迟点上的观测量作为新维处理, 即延迟值被看成是新的坐标。它们确定了某个多维状态空间中的一点。重复这一过程并测量相对于不同时间的各延迟量, 就可以产生出许多这样的点, 已被证明它可以将吸引子的许多性质保存下来, 即用系统的一个观察量可以重构出原动力系统模型, 可以初步确定该系统的

收稿日期: 2007-05-11; 修订日期: 2007-07-05

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50706006); 吉林省教育厅重点基金资助项目(2006024)

作者简介: 孙 斌(1972-)男, 吉林永吉人, 东北电力大学副教授, 博士研究生

真实相空间的维数。

以采集到的水平管内气液两相流压差波动信号为例,介绍相空间重构的一种常用方法。假设采集到压差波动信号时间序列数据长度为 N , 采样间隔为 Δt , 序列表示为 $x_i (i=1, 2, \dots, N)$, 可以通过引入一个延迟时间 τ 和嵌入维数 m , 构造一个 m 维的相空间:

$$A_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}] \quad (1)$$

式中: $i=1, 2, \dots, n; n=N-(m-1)\tau$ 。

由式(1)可得重构后的相空间吸引子轨迹矩阵 A :

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \dots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \dots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_n & x_{n+\tau} & \dots & x_{n+(m-1)\tau} \end{bmatrix} \quad (2)$$

恰当选取延迟时间 τ 可以在最小的嵌入空间内对相邻轨道实行最优分离。如果选择太小,则时间序列中两个相邻的点几乎相同,在重构的相空间中任一附加的坐标并不会给系统增加信息,吸引子将会沿一维对角线伸展;如果选择太大,在重构的向量中两向量间的关联会消失。重构的吸引子具有随机系统的性质,即相空间被整个吸引子所覆盖。根据文献[7]的结果,本文取延迟时间 $\tau=12\Delta t$, 取嵌入维数 $m=32$ 。

1.2 奇异值分解理论

令 A 是一个 $m \times n$ 维的矩阵,则分别存在一个 $m \times l$ 和 $n \times l$ 的酉阵 $U \times V$, 使得:

$$A = U \Lambda V^* \quad (3)$$

式中: Λ 是一个 $l \times l$ 维的对角矩阵,即 $\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \dots, \lambda_l)$, 其主对角线的元素都是非负的,并且有如下排列:

$$\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_l > 0 \quad (4)$$

则 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l$ 称为矩阵 A 的奇异值,式(3)即为奇异值分解公式^[8]。

吸引子轨迹矩阵包含流型信息的同时,也使数据量大大增加。如何提取吸引子轨迹矩阵的特征,即降维处理,是非常重要的。作者选择奇异值作为矩阵的特征,这是因为奇异值有以下优良的特性:(1)矩阵的奇异值具有非常好的稳定性。在矩阵元素发生小的变化时,奇异值变化很小;(2)奇异值是矩阵的固有特征。另外,奇异值还具有比例不变性和旋转不变性。

1.3 流型的奇异值特征提取

对压差波动信号进行相空间重构形成相空间轨

迹矩阵 A , 对矩阵 A 进行奇异值分解得到矩阵的奇异值,由于 λ_j 在第 10 个以后的值非常小,所以本文取前 10 个奇异值作为流型的特征向量,即:

$$T = [\lambda_1 \lambda_2 \dots \lambda_{10}] \quad (5)$$

当奇异值较大时,给使用带来诸多不便,为此可以对奇异值特征向量作归一化处理。令:

$$\lambda = \sum_{j=1}^{10} \lambda_j \quad (6)$$

$$T' = [\lambda_1/\lambda \quad \lambda_2/\lambda \quad \dots \quad \lambda_{10}/\lambda] \quad (7)$$

2 两相流压差波动信号的采集

实验是在空气—水两相流系统上完成的,实验系统如图 1 所示。实验段为内径 26 mm、长为 2 000 mm 的有机玻璃管。实验工质采用空气和水。空气经空压机升压后,经转子流量计计量后进入气液两相混合器,水由水泵抽出,用孔板流量计计量后到气液两相混合器,从气液两相混合器出来的气水混合物,流经实验段进行各项数据测量后,进入旋风分离器,将空气分离出来并排入大气,剩下的水流回水箱供循环使用。

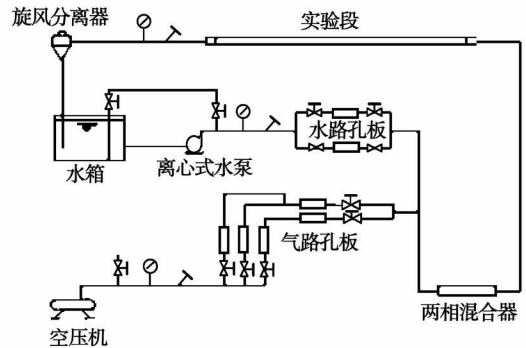


图 1 空气—水两相流实验系统

实验中,气液两相流压差的瞬时值采用 KELLER 公司的 PD-23 型差压变送器进行测量,量程为 0~10 kPa,其频响大于 1 kHz。水平段总长为 7.5 m,入口段长度为 3 m,实验段长为 2 m,出口段长为 2.5 m,压差变送器安装前的入口段 0.8 m,并通过 INV306 大容量数据采集系统对压差信号时间序列进行连续采集,采样频率为 256 Hz,数据采样点数为 2 048。取压间距为 10 倍的管内径(26 mm),即 260 mm。实验参数范围为:折算液速:0~4.5 m/s,折算气速:0~25 m/s。

实验中共观察到 4 种典型流型,即分层流、间歇流、环状流和泡状流。用高速摄像系统拍摄的照片如图 2 所示,对应的压差波动信号如图 3 所示。

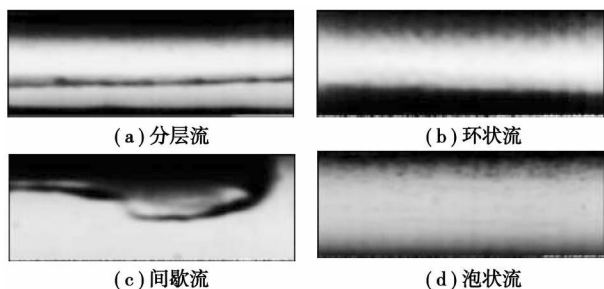


图 2 拍摄的 4 种典型流型照片

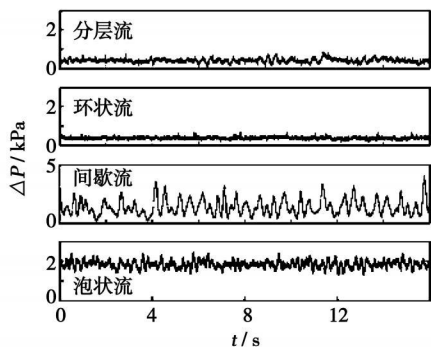


图 3 4 种流型的压差波动信号

3 两相流流型识别实例

3.1 L-M 优化算法的 BP 神经网络模型

本文采用 L-M (Levenberg-Marquardt) 优化算法(非线性阻尼最小二乘法)的 BP 神经网络作为流型识别的分类器模型。L-M 优化算法是一种常用的数值优化算法,可以有效地改变 BP 网络收练速度慢的缺点。它是牛顿法的变形,用以最小化那些作为其它非线性函数平方和的函数,非常适合性能

指数是均方误差的神经网络训练。BP 网络的 L-M 优化算法,其权值和阈值更新公式为^[9]:

$$X_{k+1} = X_k - (J^T J + \mu I)^{-1} J^T e \quad (8)$$

式中: J —误差对权值微分的雅可比矩阵; e —误差向量; μ —一个标量。该方法光滑地在两种极端情况之间变化:即牛顿法(当 $\mu \rightarrow 0$)和著名的最陡下降法(当 $\mu \rightarrow \infty$),可以有效地提高收敛速度。神经网络结构如图 4 所示,分为输入层、隐层和输出层,输入层共 10 个输入节点,输出层为 4 个节点,分别对应水平管空气-水两相流的 4 种流型,即分层流(1, 0, 0, 0), 环状流(0, 1, 0, 0), 间歇流(0, 0, 1, 0), 泡状流(0, 0, 0, 1)。经过反复实验比较,选择 24 个隐层节点为最佳。

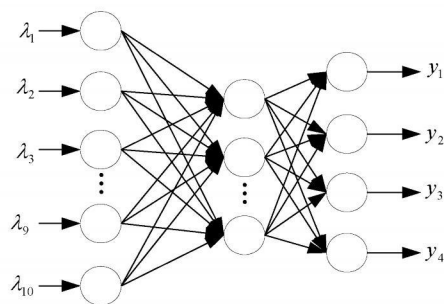


图 4 BP 网络结构

3.2 神经网络的训练与学习

应用 L-M 优化算法的 BP 神经网络模型,选取的期望总体误差为 0.000 1,最大训练步数为 10 000,对流型进行训练和识别,本文使用 MATLAB 中的工具箱来完成,隐含层采用 tan-Sigmoid 函数,输出层采用 Sigmoid 函数。

表 1 测试样本数据及分类结果

特征向量 T										BP 网络 识别结果	实际流型
λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6	λ_7	λ_8	λ_9	λ_{10}		
35.456	9.050	8.990	8.942	6.900	6.048	6.010	5.187	4.667	4.645	I	I
50.869	15.354	11.964	9.323	8.944	8.620	7.273	7.244	6.120	6.404	I	I
59.367	21.171	15.187	11.863	9.924	8.995	8.800	8.475	7.453	7.303	I	I
67.510	7.584	7.537	5.965	5.782	4.802	4.748	4.651	4.441	4.372	II	II
65.212	8.289	8.074	6.107	5.821	5.611	5.041	5.029	4.913	4.457	II	II
62.727	9.546	9.349	5.837	5.779	5.432	5.417	5.058	4.888	4.873	II	II
170.98	18.746	18.397	12.755	12.123	11.978	11.061	10.534	9.908	9.521	III	III
174.96	17.406	17.106	16.017	15.915	15.545	15.286	13.967	13.791	12.378	III	III
177.36	24.527	24.253	21.208	20.286	18.068	17.698	17.563	17.001	14.078	III	III
523.72	28.587	28.294	27.043	26.310	22.916	22.763	22.249	21.225	19.671	IV	IV
499.31	33.371	33.328	30.765	26.260	26.154	24.992	24.720	24.599	18.280	IV	IV
544.97	48.841	48.926	24.971	24.879	23.467	23.057	19.886	19.609	16.024	IV	IV

注: I 为分层流; II 为环状流; III 为间歇流; IV 为泡状流

以实验工况中的 200 个样本作为训练样本,网络在第八步结束训练,训练误差曲线如图 5 所示。为了测试网络的性能,再选取 160 组数据(分层流、环状流、间歇流和泡状流各 40 组)作为测试样本进行仿真,结果表明:网络正确识别样本数为 148 例,整体识别率达到 92.5%。表 1 给出了部分测试样本及识别结果(限于篇幅,每种流型仅列出 3 个)。

为了进一步考察 L-M 优化算法的识别效果,本文又与其它几种改进算法进行了比较^[10],结果如表 2 所示,训练误差均为 0.000 1,最大训练步数为 20 000 步。从表中可以看出,无论是识别准确率,还是训练收敛速度,本文的 L-M 方法都表现出最好的效果。

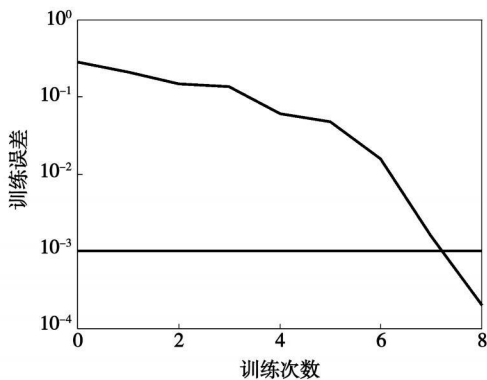


图 5 L-M 优化算法的 BP 网络训练误差曲线

表 2 不同训练算法的比较

训练算法	训练步数	训练时间/s	均方误差	识别率/%
标准 BP 算法	20 000	202.4	0.138 586	73.75
变学习速率法	16 512	144.24	0.000 988	85
附加动量法	20 000	202.42	0.131 580	81.88
共轭梯度法	352	18.35	0.000 967	88.75
拟牛顿法	115	36.89	0.000 997	93.75
弹性 BP 算法	193	17.35	0.000 994	90.8
L-M 优化算法	8	8.62	0.000 983	95

4 结 论

(1) 采用相空间重构和奇异值分解技术对气液两相流的压差信号进行特征提取,研究结果证明了吸引子轨迹矩阵的奇异值能够很好地提取不同流型的特征;

(2) 相空间重构吸引子轨迹矩阵的奇异值特征结合 L-M 改进算法的 BP 神经网络可以准确地识别流型,识别率可达 95%;

(3) 在几种改进的 BP 算法中, L-M 优化算法

的 BP 模型收敛速度最快,识别率最高,从而为流型识别模型的选择提供一些思路和借鉴。

上述结论是对水平管内空气-水两相流压差波动信号的奇异值特征得出的,对于其它工况和特征的流型识别,本文的模型能否适用,还需要进一步验证。

参考文献:

- [1] 吴浩江,胡志华,周芳德.改进 BP 神经网络在油气水多相流型智能识别中的应用[J].西安交通大学学报,2000,34(1):22-25
- [2] 孙斌,周云龙.基于小波包能量特征的气液二相流型识别方法[J].化学工程,2006,34(2):33-36.
- [3] 孙斌,王强,周云龙.基于多尺度信息熵特征和 RBF 神经网络的气液两相流型识别方法[J].仪器仪表学报,2006,27(7):725-729.
- [4] 王强,周云龙,程思勇,等.基于小波和 Elman 神经网络的气液两相流型识别方法[J].热能动力工程,2007,22(2):168-172.
- [5] 白博峰,郭烈锦,王忠勇,等.油气水多相流压差和压力信号特征分析和流型在线识别[J].工程热物理学报,2002,23(5):357-360.
- [6] FARME J D, SIDOROWICH J. Predicting of chaotic time series[J]. Physics Review Letter, 1987, 59: 845-848.
- [7] 孙斌,周云龙.水平管内空气-水两相流型的混沌特征[J].哈尔滨工业大学学报,2006,38(11):1963-1967.
- [8] 张贤达.现代信号处理[M].北京:清华大学出版社,1995.
- [9] HAGAN M T, MENHAJ M. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(5):989-993.
- [10] 苏高利,邓芳萍.论基于 MATLAB 语言的 BP 神经网络的改进算法[J].科技通报,2003,19(2):130-135.

(编辑 何静芳)

· 书 讯 ·

《热分析动力学》

该书分 5 个部分。第 1 部分包括热分析动力学理论、方法和技术的回顾,两类动力学方程和三类温度积分式的数学推导。第 2 部分系统地总结了近 60 年发展起来的用微、积分法处理热分析曲线的成果。第 3 部分涉及最概然机理函数的推断,非线性等转化率的微、积分法,动力学补偿效应。第 4 部分阐述了一级及经验级数自催化分解反应动力学参数的数值模拟,非定温条件下热爆炸临界温度和临界温升速率的估算方法。第 5 部分扼要地论述了诱导温度与诱导时间的关系,定温热分析曲线分析法,定温和非定温结晶过程热分析曲线分析法。书中编入了 150 道源自最新文献的例、习题,书末附有简明答案。

读者对象:高校相关专业硕、博士研究生,科研院所、生产部门科技工作者及热分析专业技术人员。

2008 年 2 月出版。

奇异值分解在气液两相流流型识别中的应用 = **Application of Singular Value Decomposition for the Identification of Gas-liquid Two-phase Flow Patterns**[刊, 汉]/SUN Bin, ZHONG Jin-shan, CHEN Fei, ZHOU Yun-long (College of Energy Source and Mechanical Engineering, Northeast Dianli University, Jilin, China, Post Code: 132012)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 252 ~ 255

Presented was a method for the identification of gas-liquid two-phase flow patterns by combining phase-space restructure with singular value decomposition. First, the authors have created an attractor trajectory matrix of pressure-difference fluctuation signals by adopting the phase space restructure method. Then, the matrix is decomposed to obtain its singular values to serve as an eigenvector of the flow pattern. In the light of such problems as both a low convergence speed and an easy fall into partial limit values, to which BP (back propagation) neural network is susceptible, the L-M optimization algorithm was used to design a BP network model for identifying the flow patterns. The research results show that the method in question can effectively identify 4 typical flow patterns of air-water two-phase flow in horizontal tubes. Compared with other improved algorithms, the L-M optimization algorithm has the highest identification rate of 95%, thus providing a new effective approach for the identification of flow patterns. **Key words:** flow pattern identification, phase space restructure, singular value decomposition, L-M optimization algorithm, BP neural network

气液两相流体流量或质量含气率的液体取样测量方法 = **A Method for Liquid Sampling and Measurement of Gas-liquid Two-phase Fluid Flow Rate or Mass Quality**[刊, 汉]/LIANG Fa-chun (College of Transport & Storage and Building Engineering, China University of Petroleum, Dongying, China, Post Code: 257061), WANG Dong, LIN Zong-hu (National Key Laboratory of Multi-phase Flows in Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, China, Post Code: 710049)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 256 ~ 258

A portion of single-phase liquid is sampled and separated out from the gas-liquid two-phase fluid under measurement. Through the flow rate measurement of this portion of the single-phase liquid, the flow rate or dryness fraction of the two-phase fluid can be determined. Through a conversion from the measurement of a two-phase fluid to that of a single-phase liquid, the effect of two-phase fluid fluctuation on measurement accuracy can be avoided. The analytic results show that the ratio of the sampled liquid phase flow rate and the total flow rate in the main pipeline assumes a linear relationship with the mass quality of the main pipeline. If either one parameter of the mass quality or mass flow rate is known, the other parameter can be determined. A liquid sampling device has been designed and tested on a gas-liquid two-phase flow test loop. The test results show that within the range of the present test, the maximum measurement error of a flow rate and mass quality is less than 10%. **Key words:** two-phase flow, sampling, flow rate, mass quality, measurement

300 MW 燃煤锅炉静电除尘器的现场实验和数值模拟 = **On-site Experiments and Numerical Simulation of an Electrostatic Precipitator for a 300 MW Coal-fired Boiler**[刊, 汉]/ZHAO Hai-bo, GUO Xin, ZHENG Chu-guang (National Key Laboratory on Coal Combustion, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, China, Post Code: 430074)// Journal of Engineering for Thermal Energy & Power. — 2008, 23(3). — 259 ~ 264

The use of an experimental study and a numerical simulation to quantitatively describe the smoke particle collection process in a dust removal device provides a theoretical basis for developing an effective PM (particulate matter) dust removal scheme. The fly ash particles before and after an electrostatic precipitator (ESP) of a 300 MW coal-fired boiler were sampled on-line to investigate their size distribution law and emission characteristics. The sampling system was composed of a high-temperature water-cooled sampling tube, cyclone separator and low-pressure impactor. The test results show that the fly ash particles before and after the ESP assume a typical dual-peak distribution with the peak values emerging at around 0.08 μm and 2 ~ 5 μm . Thereafter, with the test results at the inlet of the ESP serving as initial conditions, an event-driven constant volume method was used to carry out a particle cluster equilibrium simulation of the dust removal process in the ESP. The detailed information about the evolution process of the smoke particle size spectrum along the longitudinal length of the ESP can thus be obtained. The simulation results of the particle size distribution at the ESP outlet were in relatively good agreement with the test results. **Key words:** coal-fired power plant, electrostatic precipitator, in-