

# 数据驱动的燃气轮机跳闸预警方法的研究

谢 晨<sup>1</sup> 王睿智<sup>1,2</sup> 李 颀<sup>1</sup> 苗夺谦<sup>1</sup> 焦 娜<sup>3</sup>

(同济大学电子与信息工程学院 上海 200092)<sup>1</sup> (计算智能重庆市重点实验室 重庆 400065)<sup>2</sup>  
(华东政法大学信息科学与技术系 上海 201620)<sup>3</sup>

**摘 要** 燃气轮机已被广泛运用于现代工业中,其跳闸事件的发生将产生巨大的经济损失,因此,对燃气轮机的跳闸事件进行预测有重要的经济意义。然而,燃气轮机跳闸的预测研究是一个崭新的领域,研究成果非常有限,且缺乏数据驱动的预测方法和理论研究。从数据的预处理开始,研究了从数据的归一化、特征选择到特征值选择、特征值粒化等系列问题,并从各个角度设计了 Elman 神经网络的预测模型实验,对实验结果进行对比,得到了一系列建立并改善数据驱动的 Elman 网络跳闸预警系统的方法和有益经验,以供其他相关研究参考。

**关键词** 数据驱动, Elman, 故障预测, 燃气轮机, 跳闸

**中图分类号** TP18 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.6.005

## Research of Data Driven Method for Gas Turbine Trip Prediction

XIE Chen<sup>1</sup> WANG Rui-zhi<sup>1,2</sup> LI Yang<sup>1</sup> MIAO Duo-qian<sup>1</sup> JIAO Na<sup>3</sup>

(School of Electronics and Information, Tongji University, Shanghai 200092, China)<sup>1</sup>

(Chongqing Key Laboratory of Computational Intelligence, Chongqing 400065, China)<sup>2</sup>

(Department of Information Science and Technology, East China University of Political Science and Law, Shanghai 201620, China)<sup>3</sup>

**Abstract** Gas turbine is the most widely used device for modern industry. Once trips happened, gas turbine engines could cost customers millions dollars. Research on diagnosis and prediction of trips has significant impact. However, prediction of gas turbine trips is a relatively new subject and research finding is limited. So far no data driven solution for prediction of gas turbine trips is literately reported. The research work begins from preprocessing the data; normalization, dimensionality reduction, attribute value resampling and granulating. Experiments were conducted intensively on real datasets by using data-driven prediction methods Elman. The results of experiments on how to set up a better Elman network are valuable to other relative research.

**Keywords** Data driven, Elman, Fault prediction, Gas turbine, Trip

## 1 引言

燃气轮机(Gas turbine)是属于热机型的一种发动机,具有体积小、动力大、绿色环保等特点,被广泛运用于船舶、车辆、发电机组等大型工业领域。据美国战略预测公司能源系统分析师 Bill Schmalzer 预计,2010 年到 2019 年全世界生产的涡轮机产品价值将高达 1380 亿美元,到 2020 年 40% 的发电设备将使用燃气轮机<sup>[1]</sup>。现代燃气轮机设备正日益大型化、复杂化、自动化,其生产过程对人的依赖程度越来越低,而对设备本身的依赖程度越来越高,因此对设备技术状态的掌控越发重要。实际使用中,燃气轮机往往处于无间断运行状态。800℃ 以上高温下的连续运行增加了设备的不稳定性。燃气轮机由于造价昂贵,因此一般内部都装有控制器来监视燃气轮机是否有异常情况,一旦发现潜在危险,燃气轮

机立刻跳闸停止工作,以保护涡轮机设备。燃气轮机提供大型动力的能力使得它总是运行于需要大规模动力的作业环境中,突然发生的跳闸将严重影响计划中的作业进程和燃气轮机部件的使用寿命,从而产生巨大的经济损失。一旦跳闸发生,需要迅速鉴别和诊断跳闸发生的原因,并以最快的速度恢复动力供应。另一方面,问题的提前发现比问题出现后的处理更重要,通过预测设备状态的发展趋势和对跳闸的早期预警,可以有针对性地对设备进行保养,对故障防范于未然,从而提高设备运行的稳定性和工作效率,并延长设备的使用寿命。故障预警技术能有效避免事故的发生和发展,能够为先进的预知维护提供科学手段。对燃气轮机跳闸的诊断以及预警的方法和理论研究具有重要的经济意义。

燃气轮机的跳闸是涡轮机控制器为保护涡轮机在各种异常情况下不被损坏,而瞬间引发的燃气轮机的非人为控

到稿日期:2014-04-27 返修日期:2014-05-23 本文受国家自然科学基金项目(61273304),高等学校博士学科点专项科研基金(优先发展领域)(20130072130004),计算智能重庆市重点实验室开放基金项目(CQ-LCI-2013-04)资助。

谢 晨(1970-),女,博士生,讲师,主要研究方向为注意的认知神经科学,E-mail:x\_c\_grace@163.com;王睿智(1968-),女,博士,讲师,主要研究方向为聚类分析、粒计算,E-mail:ruizhi.ann.wang@gmail.com(通信作者);李 颀(1989-),女,硕士,主要研究方向为文本处理;苗夺谦(1964-),男,教授,主要研究方向为粗糙集、粒计算、认知与智能信息处理;焦 娜(1977-),女,博士,讲师,主要研究方向为粗糙集。

制关机。作为一种大型旋转机械设备, 涡轮机工作在高速、高负荷、高冲击力的环境中, 磨损和老化造成系统内部件的不平衡、偏转、弯曲、松弛、开裂、震动、失速等各种异常, 某种异常或者某几种异常的组合最后引起跳闸。机械装备的大部分故障是渐进性的, 其故障演变往往经历发生、发展直至恶化的过程, 监测分析其变化趋势往往能够揭示故障发展变化的特征信息。但是故障特征信息是一种早期故障信息, 有的是故障发生前的趋势特征信息, 往往信号较弱, 常常被复杂系统的时变、非线性运行特征、工况和负载变化、环境干扰和测试系统噪声等非故障信息所淹没, 传统分析方法往往难以有效地进行故障预警。不难看出, 故障预警是一项重要的且难度较大的现代关键技术问题。

虽然燃气轮机在现代化生产中占有举足轻重的地位, 但是对于燃气轮机故障的诊断和预测却是一个崭新的领域, 已有的学术研究相当有限。由于燃气轮机的主要部件是旋转机械装置, 考察现有旋转机械的故障诊断与预测的研究现状, 借鉴其研究成果, 将有助于燃气轮机故障的诊断和预测问题的研究。旋转机械的故障研究可以追溯到 20 世纪 60 年代。1968 年, John Sohre 首次将旋转机械的故障归结为 9 个门类 37 个种类。20 世纪 70 年代到 80 年代, 计算机技术和信号处理技术大大提高了机械设备故障诊断水平。20 世纪 90 年代, 用神经网络、专家系统等构建诊断系统成为故障诊断领域的新趋势<sup>[3,4,6,7]</sup>。20 世纪 70 年代, 航空制造业中首先出现了涡轮机设备的监视与诊断系统, 典型的有 Pratt&Whitney 集团 1970 年的 ECMI, 1977 年的 TEAMII, 以及 1983 年的 TEAMIII, General Electric 公司 1985 年的 ADEPT。2000 年出现的名为 TIGER 的系统<sup>[12,14]</sup>是一个基于专家经验的燃气轮机监视系统, 提供快速的系统错误检查和包括跳闸在内的异常事件发生原因的诊断。但这些系统都还未能实现对燃气轮机的故障进行预测。2009 年, 两项美国专利 US 8250017 B2 和 US 7734443 B2 首次宣布实现了基于专家规则的、对由于电动液压阀<sup>[8,11]</sup>和热电偶故障引起的燃气轮机跳闸的预警<sup>[13]</sup>。这两项专利都是对单一原因引起的跳闸进行预测, 然而引起跳闸的原因纷繁复杂, 有很多跳闸的原因甚至连专家也无法解释。探究基于燃气轮机的历史运行数据的数据驱动的燃气轮机跳闸诊断和预测的方法, 因其潜在的价值而成为燃气轮机业界关注的热点。

## 2 数据与数据预处理

### 2.1 数据集

本文所使用的数据是某公司 37 组燃气涡轮发电机机组 1 年运行的真实数据。数据情况如表 1 所列。

表 1 燃气涡轮发电机运行数据集

集名称	燃气涡轮发电机运行数据
每组机组样本大小	26280
采样时间	每秒
机组个数	37
数据特征个数	138
数据标签	稳定/非稳定
数据性质	时序
	连续数值型(除了数据序号和数据采集时间)

### 2.2 数据预处理

#### 2.2.1 归一化

在原始数据集的 138 个特征中, 各特征取值的量纲差别较大, 量纲级别的不同将影响后续处理。为此, 对数据进行归一化处理, 将有量纲的表达式转换为无量纲的表达式, 使其成为纯量。归一化处理方法为:

$$F'_{ij} = \frac{F_{ij} - \text{Min}_j + \alpha \times \beta}{\text{Max}_j - \text{Min}_j + \alpha + \beta} \quad (1)$$

式中,  $F_{ij}$  为原始数值,  $F'_{ij}$  为归一化后数值,  $\text{Min}_j$  为第  $j$  列特征的最小值,  $\text{Max}_j$  为第  $j$  列特征的最大值,  $\alpha$  和  $\beta$  为平滑参数, 取 0 到 1 之间的随机数。

#### 2.2.2 粒化

原始数据集是以秒为单位进行采样的, 数据粒度较小且单一。对原 1 秒的数据进行了 5 分钟、10 分钟的两个层次的粒化处理, 为后续的特征选择以及跳闸的诊断与预测算法设计提供不同粒度的数据, 以便对数据中潜在的趋势和知识进行多层次挖掘, 提高预测算法的灵活性和适应性。

#### 2.2.3 特征选择

本文通过实验比较了 PCA 与 LDA 两种算法的降维结果; 结合专家经验, 从 138 个特征中选择出 15 个与跳闸事件紧密相关的特征。

主成分分析 (Principal Components Analysis, PCA) 是一种分析、简化数据集的技术。它常用于减少数据集的维数, 同时保持数据集中的对方差贡献最大的特征。PCA 算法公式如下:

$$X = W \Sigma V^T \quad (2)$$

其中,  $N * M$  矩阵  $W$  是  $XX^T$  的本征矢量矩阵,  $\Sigma$  是  $M * N$  的非负矩形对角矩阵,  $V$  是  $N * N$  的  $X^T X$  的本征矢量矩阵。

经 PCA 算法选择的特征如表 2 所列。

表 2 基于 PCA 的特征选择

特征名	特征描述	特征名	特征描述
TESBPB	Blade Path Temperature Set point	GASFLOW_METER_DP	Metering Tube Location-Fuel Gas Flow DP
TESPTX	Exhaust Temperature set point	RPM	Gas Turbine Speed
BPTCAvg	Average of all Blade Path Temperatures	GASFLOW_METER	Metering Tube Location-Fuel Gas Flow
TEAVBP	Average blade path temp (calc)	T1C	Compressor Inlet Temperature
TEAVTX	Average Exhaust Temperature (calc)	T2C	Turbine Shell Temperature
MW	Active Power (MW)	REL_HUM_AMB	Ambient Humidity
P2C	Combuster Shell Pressure	RCITC	Rotor Cooling Temperature

线性鉴别分析 (Linear Discriminant Analysis, LDA) 也称为 Fisher 线性判别 (Fisher Linear Discriminant, FLD), 其基本思想是将高维的模式样本投影到最佳鉴别矢量空间, 以达到抽取分类信息和压缩特征空间维数的效果, 投影后保证模式样本在新的子空间中有最大的类间距离和最小的类内距离, 即模式在该空间中有最佳的可分离性。因此, 它是一种有

效的特征抽取方法。

经 LDA 算法选择的特征如表 3 所列。

表 3 基于 LDA 的特征选择

特征名	特征描述	特征名	特征描述
DELTA_T	Delta Time Between Passes	GASFLOW_METER	Metering Tube Location-Fuel Gas Flow
VTEXS	Vibration Turbine Exhaust, Casing-X	P2C	Combustor Shell Pressure
VTEY	Vibration Turbine Exhaust, Shaft-Y	VTEX	Vibration Turbine Exhaust, Shaft-X
VTEYS	Vibration Turbine Exhaust, Casing-Y	VTIY	Vibration Turbine Inlet, Shaft-Y
VTIXS	Vibration Turbine Inlet, Casing-X	GASFLOW_METER_DP	Metering Tube Location-Fuel Gas Flow DP
VTIYS	Vibration Turbine Inlet, Casing-Y	TFDMD	Total Fuel Demand
VTIX	Vibration Turbine Inlet, Shaft-X		

综合上述两种算法的结果,并借鉴领域专家的经验,本研究最终选择了以下 15 种特征,即 MW, BPTCAvg, GASFLOW, GASFLOW\_METER, GASFLOW\_METER\_DP, IGV, P2C, RCITC, RPM, T1C, T2C, TEAVBP, TEAVTX, TESPBP 和 TESPTX。

### 3 跳闸预测

#### 3.1 预测模型选择—Elman

燃气涡轮发电机运行数据具有数据量大、特征属性多、非线性,特别是引起跳闸的原因众多等特点。据粗略估计,引起跳闸的原因可以归结为 12 大类,如表 4 所列。

表 4 燃气涡轮机跳闸原因总结

No.	跳闸原因
1	压力:润滑油压力低、排气压力高等
2	温度:排气温度过热、排气热电偶、负荷隧道温度高等
3	信号:手动跳闸信号、丢失保护转速信号等
4	振动:轴承振动大
5	位置错误:速比阀位置错误、燃气辅助关闭阀位置故障等
6	响应错误:扩散燃料气控制阀不跟随指令等
7	液位高:前置过滤器液位、接合过滤器液位
8	电压:直流密封油泵电机电压低等
9	控制系统故障
10	燃料流量:燃料流量过大
11	气体浓度:危险气体浓度高
12	燃机超速

对于复杂的运行状态、工艺参数及工作环境下的跳闸预警问题,仅考虑单一因素的、简单的故障预测方法已不适用于多种原因甚至不明原因情况下的跳闸预警。我们曾分别采用 SVR、ARIMA、BP 神经网络模型做实验,预测结果都不太理想。

那么,在多种原因甚至不明原因的情况下能否对跳闸事件本身进行预测呢?这成为需要重点解决的难题。

人工神经网络具有广泛的自学习、自组织和自适应的能力,它在预测模型建造的合理性及适用性等方面具有独特的优点。其中,特别是 Elman 网络,也称为简单递归神经网络(Simple Recurrent Neural Network),是非线性系统辨识的重要理论之一<sup>[2,5,9,10]</sup>。

Elman 网络可以看作是一个具有局部记忆单元和局部反

馈连接的前向神经网络,具有与多层前向网络相似的多层结构。它的主要结构是前馈连接,包括输入层、隐含层、输出层,其连接权可以进行学习修正;反馈连接由一组“结构”单元构成,用来记忆前一时刻的输出值,其连接权值是固定的。在这种网络中,除了普通的隐含层外,还有一个特别的隐含层,称为关联层(或联系单元层);该层从隐含层接收反馈信号,每一个隐含层节点都有一个与之对应的关联层节点连接。关联层的作用是通过联接记忆将上一个时刻的隐层状态连同当前时刻的网络输入一起作为隐层的输入,相当于状态反馈。隐层的传递函数仍为某种非线性函数,一般为 Sigmoid 函数,输出层为线性函数,关联层也为线性函数。

Elman SRN 如图 1 所示。

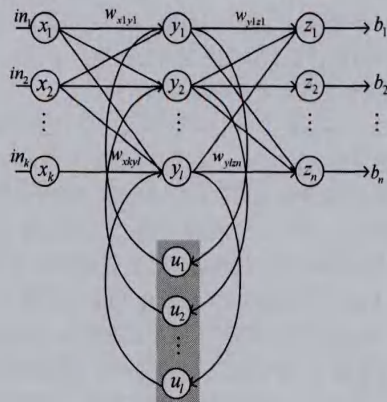


图 1 Elman SRN

#### 3.2 Elman 模型预测实验

##### 3.2.1 不同粒度的特征值对预测结果的影响

本实验构造如图 2 所示的 Elman 神经网络。以前 6 个时间点的 15 个特征值作为输入,以第 7 个时间点的 15 个特征值作为输出。

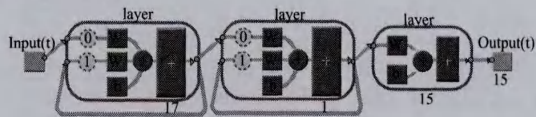


图 2 Elman 神经网络

预测实验采用 5 分钟和 10 分钟两种粒度数据,分别进行了 3 组对照实验。这 3 组实验分别是:

① 10 分钟数据的 1 步预测(1 步为一个时间点,即以前 60 分钟的数据预测 10 分钟后的数据);

② 5 分钟数据的 1 步预测(1 步为一个时间点,即以前 30 分钟的数据预测 5 分钟后的数据);

③ 5 分钟数据的 2 步预测(1 步为一个时间点,即以前 30 分钟的数据预测 2 个 5 分钟后的数据,也就是预测 10 分钟后的数据)。

实验结果分别如表 5—表 7 所列。

表 5 10 分钟数据 1 步预测

机组号	11#1	11#2	10#	7#	13#
预测花费时间(s)	10.905	11.638	7.488	8.06	7.395
MAE	7.526372	7.355789	24.82034	11.35468	12.2006
MRE	4.96%	5.83%	77.13%	7.89%	6.85%

表6 5分钟数据1步预测

机组号	11#1	11#2	10#	7#	13#
预测花费时间(s)	11.31	10.608	8.245	8.954	6.489
MAE	6.647941	36.19439	19.86572	36.87236	15.24972
MRE	4.36%	28.24%	63.83%	25.69%	8.43%

表7 5分钟数据2步预测

机组号	11#1	11#2	10#	7#	13#
预测花费时间(s)	12.792	12.277	9.7605	10.405	7.878
MAE	9.123104	20.25012	19.3677	27.30651	90.38709
MRE	5.98%	15.81%	61.55%	18.99%	49.93%

基于上述实验,得出以下结论:

①对于10分钟后数据的预测,使用10分钟粒度数据比用5分钟粒度数据的正确率高,预测的时间花费也要少于后者。

②于对5分钟数据和10分钟数据的1步预测,在预测正确率和预测时间花费上都没有很大的差别。

### 3.2.2 节点权重设定对预测结果的影响

本实验主要考察 Elman 网络节点权重对预测结果的影响。对随机设置初始权重(这里简称为随机权重)和经过优化的初始权重(简称为优化权重)这两种权重设定方式进行对比实验,实验数据采用10分钟粒度的数据,分别预测10分钟和20分钟后数据的结果。“随机权重”方式把数据分为2组数据集,一组用于“随机权重”初始化 Elman 网络后的训练,另一组用于预测;“优化权重”方式把数据分为3组数据集,第一组用于获取“优化权重”,用得到的“优化权重”初始化 Elman 网络后训练第二组数据集,再预测第三组数据集。Elman 网络结构如图2所示。实验结果分别如表8、表9所列。1 step 表示预测10分钟后的数据;2 steps 表示预测20分钟后数据。表8中,0、4-7表示用数据0得到“优化权重”,用数据4训练网络,用训练结果预测数据7;表9中,0-2表示网络“随机权重”,并用数据0加以训练,再对数据2进行预测。

表8 “优化权重”预测结果

1 step	TIME(s)	MAE	MRE	2 steps	TIME(s)	MAE	MRE
0、4-7	6.631	61.35	59.72%	0、4-7	8.097	63.36	61.08%
1、4-7	6.817	14.58	14.20%	1、4-7	8.518	7.44	16.82%
MEAN	6.724	37.97	36.96%	MEAN	8.3075	35.40	38.95%
1 step	TIME(s)	MAE	MRE	2 steps	TIME(s)	MAE	MRE
4、0-2	9.44	21.61	68.12%	4、0-2	10.829	21.50	66.42%
1、0-2	8.564	21.66	68.29%	1、0-2	9.953	22.40	69.21%
MEAN	9.002	21.63	68.20%	MEAN	10.391	21.95	67.81%

表9 “随机权重”的预测结果

1step	TIME(s)	MAE	MRE	2steps	TIME(s)	MAE	MRE
0-2	5.335	48.37	152.49%	0-2	6.786	30.98	95.73%
4-7	4.259	70.36	68.48%	4-7	5.834	67.46	65.04%

根据上述实验得出结论,用“优化权重”初始化 Elman 网络可以提高预测的正确率,但是时间开销大约是“随机权重”方法的2倍。

### 3.2.3 Elman 网络隐藏层数对预测结果的影响

本实验主要研究 Elman 网络的隐藏层数对预测结果的影响,对比分析了隐藏层数分别为1、2、3、4时 Elman 网络的预测结果。1层隐藏层 Elman 网络结构如图2所示,4层隐藏层 Elman 网络结构如图3所示。

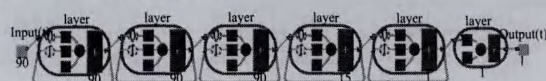


图3 4层隐藏层 Elman 神经网络

实验结果如表10所列。实验结果表明,隐藏层数为2时预测效果最佳。

表10 含有不同隐藏层层数的 Elman 网络预测结果对比

隐藏层层数	4层	3层	2层	1层
average error	7.693834	6.471239	5.66615	6.751019
consuming time (ms)	2247.3	2120.8	2228.2	1413.5

### 3.2.4 预测步数对预测结果的影响

本实验探索预测步数、隐藏层数、输入特征数的最佳组合。

从表11和表12可以看出,在同样的网络结构下,预测提前步数的提升,大大降低了预测的准确率。分析实验过程,发现在前期降维处理结果和专家意见的结合下取得的15个特征中,RPM特征值拉低了预测的正确率。去除RPM特征后,预测结果有了很大的改善,例如表11中隐藏层节点数为281的情况下,平均错误率从56.779降低到了34.213。

表11 1步预测的平均错误率

隐藏层节点数	17	50	281
平均错误率	19.844	20.455	22.160

表12 2步预测的平均错误率

隐藏层节点数	17	50	281
平均错误率	39.698	37.453	56.779

### 3.2.5 预测实验总结

①不同的燃气轮机机组要训练各自的 Elman 网络。

②数据粒度选择10分钟粒度时,预测效果最佳。

③特征选择的结果为: BPTCAvg, GASFLOW, GASFLOW\_METER, GASFLOW\_METER\_DP, IGV, P2C, RCITC, RPM, T1C, T2C, TEAVBP, TEAVTX, TESPBP, TESPTX, MW。其中MW为输出特征,其他为输入特征。

④隐藏层的最佳层数为2,隐藏层节点数可以由经验公式  $N=2 * k + s$  推算,  $N$  为隐藏层节点数,  $k$  为输入层节点数,  $S$  为小于10的随机数。

⑤点权重初始值若是“优化权重”,则能提高预测效果。

**结束语** 目前关于燃气轮机发电机的跳闸研究成果非常有限,特别是数据驱动的预测研究还未见文献报道。本研究基于燃气轮机运行时的真实数据,从数据的归一化、粒化、特征选择、特征值选择、预测模型选择到多种预测方案的实践和对比,探索了燃气轮机发电机跳闸预警的实施方案,首次提出了数据驱动的 Elman 跳闸预测方法。本次研究的方法和结果尚无该领域的其他的研究成果可以比较,离实际运用也还有距离,但是作为该方向探索的阶段性成果,可以为其他相关研究提供参考。

## 参考文献

- [1] Schmalzer B. Gas turbines; moving to prime time[J]. Turbomachinery International, 2010, 51(6): 10-14
- [2] Ardalani-Farsa M, Zolfaghari S. Chaotic time series prediction with residual analysis method using hybrid Elman-NARX neural networks[J]. Neurocomputing, 2010, 73(13-15): 2540-2553
- [3] Binsompasong P, Leeragreephol S, Laohasongkram P, et al. Case study of protecting gas turbine trip from damper closing failure and HRSG trip from solenoid coil of hydraulic damper burned [C] // 2006 SICE-ICASE International Joint Conference. Vols

- 1-13,2006;467-471
- [4] Brandstetter G, Oberleitner W, Pichler M. How to change over heat recovery steam generators after gas turbine trip[C]//Proceedings of the ASME Turbo Expo 2006. Vol 4,2006;723-730
- [5] Chen T, Xu X L, Wang S H. An Intelligent Prediction Method Based on Information Entropy Weighted Elman Neural Network [J]. *Comm Com Inf Sc*, 2011, 135, 142-147
- [6] Graichen C M, Cheatham W E. Case-based reasoning approaches for gas turbine trip diagnosis[C]//Proceedings of the Asme Turbo Expo 2007. Vol 1, 2007;721-728
- [7] Laohasongkram P, Leeragreephol S. Solving problem of gas turbine and HRSG trip from hydraulic damper closing in Combined Cycle Power Plant[C]//2007 International Conference on Control, Automation and Systems, 2007;1301-1305
- [8] Ravi Y B, Pandey A, Jammu V. Prediction of Gas Turbine Trip Due to Electro Hydraulic Control Valve System Failures[C]//Proceedings of the Asme Turbo Expo 2010, Vol 3, 2010;299-306
- [9] Tian X, Song W Y, Bai Y S, et al. Research on Reliability Prediction Based on Weighted Elman Network[C]//2012 International Conference on Quality, Reliability, Risk, Maintenance, and Safety Engineering (Icqr2mse). 2012;740-743
- [10] Elman J L. Finding Structure in Time[M]. *COGNITIVE SCIENCE*, 1990, 14;179-211
- [11] Pandey A K, Jammu V B, Zaremba S M. System and Method for Predication of Gas Turbine Trips Due to Gas Control Valve Failure [OL]. <http://www.freepatentsonline.com/20090055130.pdf>
- [12] Milne R. TIGER™: Knowledge Based Gas Turbine Condition Monitoring[J]. *Ai Communications*, 1999, 9(3):92-108
- [13] De Whiryb S, Jammu V B, Pandey A K. Richard John Rucigay, Saratoga Springs, NY (U S). System and Method for Prediction of Gas Turbine Trips Due to Thermocoluple Failures[OL]. <http://www.freepatentsonline.com/7734443.html>
- [14] Robert Milne CN. TIGER™; Continuous Diagnosis of Gas Turbines[C]//Proc. of ECAI/PAIS'00, 2000

(上接第7页)

- [41] Kim K, Lee C, Lee D, et al. Modeling confirmations for example-based dialog management [C]//Proc of IEEE Workshop on Spoken Language Technology(SLT). 2010;324-329
- [42] Noh H, Ryu S, Lee D, et al. An Example-Based Approach to Ranking Multiple Dialog States for Flexible Dialog Management [J]. *IEEE journal of selected topics in signal processing*, 2012, 6(8);943-958
- [43] Ito A, Morimoto T, Makino S, et al. A Spoken Dialog System based On Automatically-Generated Example database[C]//Proc of IEEE ICALIP. 2010;732-736
- [44] 姚琳, 梁春霞, 张德干. 基于实例推理的人机对话系统的设计与实现[J]. *计算机应用*, 2007, 27(3):765-768  
Yao L, Liang C X, Zhang D G. Design and implementation of case-based reasoning human-machine conversation system [J]. *Journal of Computer Applications*, 2007, 27(3):765-768
- [45] Rudnicky A, Xu W. An agenda-based dialog management architecture for spoken language systems [C]//Proc of IEEE Automatic Speech Recognition and Understanding Workshop (ASRU). 1999;1-337
- [46] Xu W, Rudnicky A I. Task-based dialog management using an agenda[C]//Proc of the Workshop on Conversational systems, Association for Computational Linguistics NAACL. 2000;42-47
- [47] Wu X, Zheng F, Xu M. Topic forest; A plan-based dialog management structure [C]//Proc of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP). 2001, 1; 617-620
- [48] 邬晓钧, 郑方, 徐明星. 基于主题森林结构的对话管理模型[J]. *自动化学报*, 2003, 29(2);275-283  
Wu X J, Zheng F, Xu M X. Topic forest based dialog management model [J]. *Acta Automatica Sinica*, 2003, 29(2);275-283
- [49] Fan L, Yu D, Peng X, et al. A Spoken Dialogue System Based on FST and DBN [C]//Proc of Natural Language Processing and Chinese Computing (NLPCC). Springer, Berlin Heidelberg, 2012;34-45
- [50] 邓红, 陈丹, 周方. 基于贝叶斯网络的多主题对话管理方法研究 [C]//第十五届全国青年通信学术会议论文集. 2010  
Deng H, Chen D, Zhou F. A research for multi-topic dialogue management based on Bayesian network[C]//Proc of 15th National Youth Communication Conference of China. 2010
- [51] Prodanov P, Drygajlo A. Bayesian networks for spoken dialogue management in multi-model systems of tour-guide robots[C]//Proc of the 8th European Conference on speech communication and technology. Geneva, Switzerland, 2002;1332-1337
- [52] Nguyen A, Wobcke W. An agent-based approach to dialogue management in personal assistants[C]//Proc of the 10th international conference on intelligent user interfaces. ACM, 2005; 137-144
- [53] 徐凯华, 张德干, 姚琳. 基于 Agent 的人机对话系统的设计与实现[J]. *计算机工程*, 2007, 33(16);264-266  
Xu K H, Zhang D G, Yao L. Design and realization of human-computer dialogue system based on agent[J]. *Computer Engineering*, 2007, 33(16);264-266
- [54] Bos J, Klein E, Lemon O, et al. DIPPER: Description and formalisation of an information-state update dialogue system architecture[C]//Proc of 4th SIGdial Workshop on Discourse and Dialogue. 2003;115-124
- [55] Larsson S, Traum D R. Information state and dialogue management in the TRINDI dialogue move engine toolkit [J]. *Natural language engineering*, 2000, 6;323-340
- [56] Cuayáhuil H, Renals S, Lemon O, et al. Reinforcement learning of dialogue strategies with hierarchical abstract machines[C]//Proc of IEEE Workshop on Spoken Language Technology (SLT). 2006;182-185
- [57] Png S, Pineau J, Chaib-Draa B. Building adaptive dialogue systems via bayes-adaptive POMDPs[J]. *IEEE Journal of selected topics in signal processing*, 2012, 6(8):917-927