

风电机组故障诊断中不确定性信息处理的 贝叶斯网络方法

周 真, 周 浩, 马德仲, 张 茹, 蒋永清

(哈尔滨理工大学 测控技术与仪器黑龙江省高校重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘 要: 针对风电机组故障信息耦合性、模糊性的不确定性特点, 结合贝叶斯网络在处理不确定性问题上的优势, 提出了风电机组故障诊断的贝叶斯网络方法. 重点研究了该方法的两个关键问题, 即风电机组故障诊断的贝叶斯网络建模和贝叶斯网络推理. 构建了一种基于事故树分析方法的三层 CME 贝叶斯网络模型并解析了贝叶斯网络的故障推理过程, 通过风电机组齿轮箱的故障诊断实例验证了上述模型的可行性和贝叶斯网络推理的有效性. 研究成果对具有相关不确定性问题的机电设备故障诊断有借鉴意义.

关键词: 风电机组; 故障诊断; 贝叶斯网络; 推理

中图分类号: TP206⁺.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2683(2014)01-0064-05

Method of Bayesian Network for Uncertainty Information Processing of Wind Turbines Fault Diagnosis

ZHOU Zhen, ZHOU Hao, MA De-zhong, ZHANG Ru, JIANG Yong-qing

(Higher Educational Key Laboratory for Measuring and Control Technology and Instrumentations of Heilongjiang Province,
Harbin University of Science and Technology, Harbin 150080, China)

Abstract: Taking the advantage of Bayesian network in dealing with the issue of uncertainty, this paper puts forward a fault diagnosis method based on Bayesian network for wind turbines according to its strong uncertainty of fault feature information such as coupling and ambiguity. We focus on two key problems of this method, namely Bayesian network modeling and Bayesian network inference of fault diagnosis of Wind Turbines, building three layers of CME Bayesian network model based on the fault tree analysis method and analytic the fault reasoning process of Bayesian network. Through an example of the wind turbines gearbox fault diagnosis, we verify the feasibility of the model and the effectiveness of Bayesian network inference. Research on electromechanical equipment fault diagnosis with associated uncertainty problems has referential significance.

Key words: wind turbines; fault diagnosis; bayesian network; inference

收稿日期: 2013-03-08

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863 计划) 重点项目(2008AA042207); 黑龙江省科技攻关项目指导项目(GZ11A406)。

作者简介: 周 真(1961—), 男, 博士研究生导师, 教授;

周 浩(1988—), 男, 硕士研究生, E-mail: zhzh49@126.com;

马德仲(1979—), 男, 博士研究生, 讲师。

0 引言

风力发电是世界上公认的最接近商业化的可再生能源技术之一。在当今强调保护环境、可持续发展的背景下,不消耗化石燃料、无环境污染的风力发电被认为是最清洁的能源利用形式^[1]。由于风场大部分位于环境复杂恶劣的地区,经常受极端天气的影响,随着风电机组累计运行时间的增加,风电机组部件不断老化,极易出现故障^[2]。因此,对风电机组进行及时和有效的故障诊断就显得尤为重要。故障诊断是由诊断对象的故障症状获得故障原因的推理过程。故障症状与故障原因之间往往具有一定的因果关联关系,各种故障诊断方法就是依据这种因果关联的关系进行推理和决策的^[3]。对于大型风电机组设备而言,这种因果关联关系并不一定是确定的映射关系。在实际风电机组故障诊断中,需要处理的故障信息往往表现出很强的耦合性^[4]、模糊性^[5],使得风电机组故障症状与故障原因之间的映射表现为不确定性。任何实际应用的故障诊断系统必须考虑现实系统中存在的信息不确定性问题,常用的处理方法有人工神经网络^[6],模糊集理论^[7],证据理论^[8]。尽管以上列举的方法都能以不同的算法计算诊断不确定性的故障信息,但其结论都与实际情况相差甚远。

贝叶斯网络^[9],基于概率推理,是为了解决不确定性和不完整问题而提出的^[10],对于解决复杂机械设备不确定性引起的故障有很大优势^[11]。已经有很多学者把贝叶斯网络应用于不同领域的故障诊断中,祝世丰^[12]选取旋转机械常见轴承故障为应用对象,将建立贝叶斯分类模型应用到小样本的故障诊断领域。通过不同损伤程度的轴承故障分类诊断,表明了模型的有效性。文^[13]将贝叶斯网络模型应用在电网的故障诊断中,该模型可以通过识别故障区域缩小诊断范围,提高诊断的速度和精度,仿真结果表明了该模型的有效性。文^[14]等将贝叶斯网络模型应用到汽车发动机故障诊断中,通过与专家系统故障诊断模型作对比验证了该模型在信息不确定条件下能够提高诊断的准确率。文^[15]通过决策树—贝叶斯网络的转化算法得到了电机各个故障节点之间的条件概率分布,有效解决了电机故障诊断中的不确定性信息问题。这些成功的应用研究显示了贝叶斯网络在处理不确定性问题上的极大优势:贝叶斯网络不但具有成熟的概率论基础,又具有直观的

知识表示形式;可以图形化表示随机变量间的联合概率,能够处理各种不确定信息;贝叶斯网络推理是贝叶斯概率理论的基础,不需要外界的任何推理机制,将知识表示与知识推理有效结合起来,形成统一的整体^[16]。贝叶斯网络已经成为不确定性信息表达和推理最有效的理论模型之一^[17]。国内风力发电事业起步较晚,风电机组的故障诊断研究也相对滞后,有关风电机组故障诊断中不确定性问题的研究更是无人问津,本文首次针对风电机组故障耦合性、模糊性的不确定性特点,提出了贝叶斯网络方法。研究贝叶斯网络在风电机组故障诊断中的应用具有重要意义。

1 风电机组故障诊断的贝叶斯网络模型

1.1 CME 三层贝叶斯网络模型

贝叶斯网络(bayesian networks)是将图形理论和概率理论结合起来的概率网络^[18]。它由拓扑结构、节点($v_1, v_2, \dots, v_n$)和连接各节点的有向弧组成。可用二元组 $B < G, P >$ 表示贝叶斯网络,其中 G 为拓扑结构, P 为条件概率表。文^[19]给出了建立贝叶斯网络模型的一般方法。但是,由于风电机组趋于大型化,复杂化及其故障信息的耦合性,就是故障特征和故障模式间存在复杂的对应关系。通常一种故障模式可以表现出多种故障特征,同一故障特征也可能由不同故障引起。使得通过一般方法构建得到的风电机组故障诊断的贝叶斯网络模型庞大、复杂以及混乱,且构建难度大。CME 三层贝叶斯网络由故障原因层(cause)、故障模式层(mode)及故障影响层(effect)组成,它不仅可以简化风电机组故障诊断贝叶斯网络模型结构,而且能够有效解决由风电机组故障信息耦合性造成的贝叶斯网络模型构建困难的问题。

1.2 风电机组事故树及 CME 三层贝叶斯网络建模

事故树分析方法是故障诊断中常见的一种故障分析方法,该方法直观、明了,思路清晰,逻辑性强。用事故树表达系统的故障与原因,因果关系清晰、形象^[20]。但其自身存在许多缺点:只考虑故障状态的二态性,即成功、失效或是与否。而实际中许多故障往往是多态的,如风电机组齿轮箱表现出的磨损、断裂及疲劳等故障状态;故障特征与故障模式之间只有与、或等确定性逻辑关系,而风电机组故障信息往往表现出不确定性。在建模方面,贝叶斯网络不但继承了事故树的状态描述及推理方式,而且突破了事

故树的一些较强假设,可以考虑故障信息的多态性以及故障信息之间的相关性^[2],并能更好的表达故障信息之间的不确定性.在分析方面,贝叶斯网络除了可以进行事故树能够进行的概率计算以外,还可以进行原因诊断计算,对于分析故障原因,确定系统薄弱环节更有帮助.因此事故树为贝叶斯网络模型的建立提供了方便和可能.通过事故树分析方法建立风电机组故障诊断的贝叶斯网络模型,可以清晰、直观地表达风电机组各个系统故障原因、故障模式、故障影响之间的关系.基于事故树分析方法建立CME三层贝叶斯网络模型流程,如图1所示:

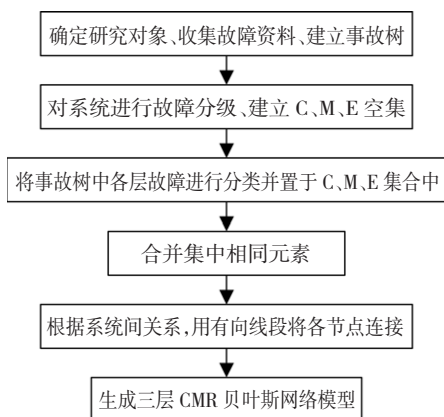


图1 基于事故树的CME三层贝叶斯网络建模流程

针对风电机组齿轮箱,建立贝叶斯网络模型步骤如下:

1) 收集系统故障信息,确定事故树中各事件名称,设计事故树结构,并绘制事故树,如下图2所示.其中,底事件 $X_1, X_2, \dots, X_{16}$ 分别为,冲击载荷、轴弯曲、较大硬物挤入啮合区、材质缺陷、疲劳折断、大载荷作用、较高油温、油不清洁、油位低、荷载集中、轴承润滑不良、传感器故障、轴承疲劳损伤、安装不合

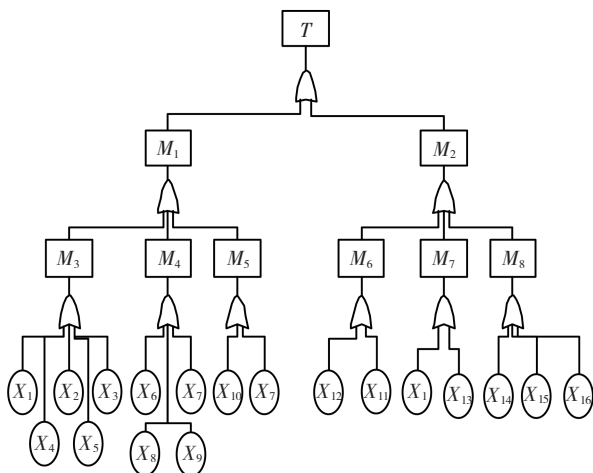


图2 风电机组齿轮箱失效事故树

理、轴承材料的缺陷、齿轮箱的减震装置欠佳;中间事件 $M_1, M_2, \dots, M_8$ 分别为,齿轮失效、轴承失效、轮齿折断、疲劳损伤、齿面胶合、轴承烧损、轴承损坏、轴承配合间隙过大;顶事件 T 为齿轮箱失效.

2) 确定贝叶斯网络模型的故障信息节点,分析各个故障节点变量之间的有向弧关系.将绘制的事事故树转换为贝叶斯网络模型,如下图3所示.其中, C 层(故障原因层)故障节点 $C_1, C_2, \dots, C_{17}$ 分别表示,冲击载荷、轴弯曲、较大硬物挤入啮合区、材质缺陷、疲劳折断、大载荷作用、较高油温、油不清洁、油位低、荷载集中、轴承润滑不良、温度传感器故障、交变载荷作用、轴承侵入异物、安装不合理、轴承材料缺陷、齿轮箱减震装置欠佳. M 层(故障模式层)故障节点 $M_1, M_2, \dots, M_7$ 分别表示,齿轮折断、疲劳损伤、齿面胶合、轴承烧损、轴承疲劳损伤、轴承损坏、轴承配合间隙过大. E 层(故障影响层)故障节点为 E_1, E_2, E_3 分别表示,齿轮箱振动故障、齿轮箱停运故障、齿轮箱损坏.

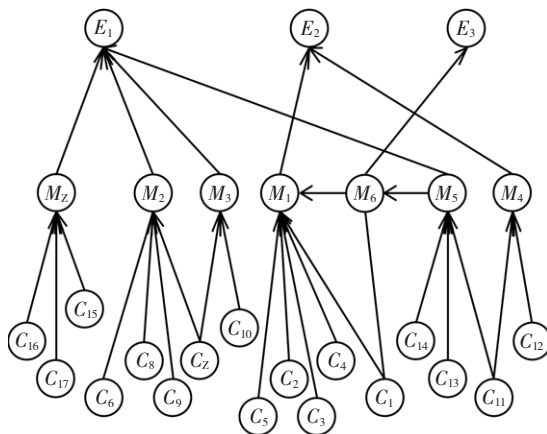


图3 风电机组齿轮箱故障的CME三层贝叶斯网络模型

3) 条件概率估计.

本文以风电机组齿轮箱损坏作为研究对象,介绍风电机组故障诊断的贝叶斯网络推理的原理,分析风电机组故障诊断的贝叶斯推理过程.结合专家经验采用“概率刻度”^[2]的方法确定节点的先验概率以及条件概率分布表.风电机组齿轮箱损坏故障节点的先验概率、条件概率表,如表1、表2、表3、表4.

表1 先验概率值表

故障节点	先验概率
C_1 (冲击载荷)	0.25
C_{11} (轴承润滑不良)	0.85
C_{13} (交变载荷作用)	0.25
C_{14} (轴承侵入异物)	0.50

表 2 子节点 M_5 的条件概率

C_1	M_5	符号	概率值
Y	Y	$P(M_5 M_5 C_1)$	1
N	Y	$P(M_5 M_5 \bar{C}_1)$	0.85
Y	N	$P(M_5 \bar{M}_5 C_1)$	0.75
N	N	$P(M_5 \bar{M}_5 \bar{C}_1)$	0.15

表 3 子节点 M_6 的条件概率

C_{11}	C_{13}	C_{14}	符号	概率值
Y	Y	Y	$P(M_5 C_{11} C_{13} C_{14})$	1
Y	Y	N	$P(M_5 C_{11} C_{13} \bar{C}_{14})$	0.85
Y	N	Y	$P(M_5 C_{11} \bar{C}_{13} C_{14})$	0.85
Y	N	N	$P(M_5 C_{11} \bar{C}_{13} \bar{C}_{14})$	0.50
N	Y	Y	$P(M_5 \bar{C}_{11} C_{13} C_{14})$	0.25
N	Y	N	$P(M_5 \bar{C}_{11} C_{13} \bar{C}_{14})$	0.75
N	N	Y	$P(M_5 \bar{C}_{11} \bar{C}_{13} C_{14})$	0.75
N	N	N	$P(M_5 \bar{C}_{11} \bar{C}_{13} \bar{C}_{14})$	0

表 4 根节点 E_3 的条件概率

M_6	符号	概率值
Y	$P(E M_6)$	0.60
N	$P(E \bar{M}_6)$	0.15

2 风电机组故障诊断的贝叶斯网络推理

贝叶斯网络的推理原理基于 Bayes 概率理论, 是利用随机变量间的条件独立性, 将一个联合概率分布直观地表达为一个图形结构和一系列的条件概率表, 经消元计算可求出任一单变量的概率分布或部分变量的概率分布。

2.1 贝叶斯网络推理

风电机组故障诊断的贝叶斯网络推理是以先验概率和节点条件概率为基础, 通过贝叶斯定理计算得到后验概率的过程, 从而得到在某种故障征兆发生的情况下, 引起该征兆的各种故障原因的概率。

1) 先验概率, 它是指根据历史的资料或主观判断所确定的各事件发生的概率。

2) 条件概率, 它是某事件在一定条件下发生的概率。如 A 、 B 为两事件, 且 $P(B) \neq 0$, 则在 B 发生条件下 A 发生的概率为 $P(A|B) = P(AB) / P(B)$ 。

3) 后验概率, 它是指在取得相关证据后, 利用贝叶斯定理对先验概率进行修正而得到的更符合实际的概率。

4) 贝叶斯定理

给定假设和证据集 $E = \{E_1, E_2, \dots, E_n\}$, 贝叶斯定理表示如下:

$$P(H|E_i) = \frac{P(E_i|H)P(H)}{P(E_i|H)P(H) + P(E_i|\bar{H})P(\bar{H})}$$

式中: $P(H)$ 为先验概率; $P(H|E_i)$ 表示给定证据 E_i 后, H 为真的条件概率, 或称后验概率; $P(E_i|H)$ 表示假设 H 为真时, 证据 E_i 发生的条件概率。

2.2 贝叶斯网络推理分析

风电机组故障信息的模糊性主要表现为故障界限的模糊性、不确定性。贝叶斯网络推理可以量化故障界限的模糊性, 通过定量分析得到故障特征、故障模式之间确定的数学关系。贝叶斯网络推理可以有效克服风电机组故障的模糊性问题。

贝叶斯网络推理能够实现由因到果以及由果到因的双向推理过程^[23], 即因果推理和诊断推理。因果推理: 由故障原因推理结论, 目的是由原因推导出结果, 是在假定故障发生的前提下, 根据各节点间的条件概率表确定导致该故障发生的可能性较大的原因或原因组合的过程。实际工作中进行因果推理可以找出导致故障发生的可能性较大的原因以及原因组合, 提高风电机组日常维修管理的效率; 可以判断故障原因对系统影响的大小, 找到对系统影响较大的关键部件, 为设计人员提供参考。

从表 2 可以看到, 在齿轮箱轴承正常工作的条件下, 齿轮因受到冲击载荷的作用导致轴承故障的概率是 75%。由此可见在设计齿轮的初期提高其设计强度可以大大减少冲击载荷对系统的影响; 不考虑冲击载荷对系统的影响前提下, 因轴承疲劳损伤造成轴承故障的概率高达 85%。可见在日常的管理工作过程中, 保证轴承的正常工作是十分必要的。同样, 从表 3 可以看到, 轴承侵入异物以及轴承润滑的不良是导致轴承疲劳损伤的主要原因, 保证轴承良好的润滑或消除轴承异物可以大大降低轴承疲劳损伤的可能性。日常管理生产过程中, 应该定期对轴承以及相关部件进行清理并保证轴承的良好润滑。

诊断推理: 由结论推理故障原因, 目的是由结果推导出原因, 是在某故障已经发生的条件下, 通过贝叶斯定理进行概率计算得到引发该故障发生的故障原因概率的过程。在实际工作中, 进行诊断推理的好处: 计算引发故障的各故障原因的概率, 找到引起该故障发生的所有可能性以及对系统影响较大的可能性的组合, 方便风机维护人员“对症下药”, 节约维修时间、成本, 提高维修效率。

以表 3 为例, 在已知条件概率和先验概率的前

提下,我们可以计算出出现“轴承疲劳损伤”(M_5)故障是由“轴承侵入异物”(C_{14})引发的概率,计算如下:

$$P(C_{14} | M_5) = \frac{P_1 P(C_{14})}{P_1 P(C_{14}) + P_2 P(\bar{C}_{14})}$$

$$\begin{aligned} \text{其中: } P_1 = & P(M_5 | C_{11} C_{13} C_{14}) P(C_{11}) P(C_{13}) + \\ & P(M_5 | C_{11} \bar{C}_{13} C_{14}) P(C_{11}) P(\bar{C}_{13}) + \\ & P(M_5 | \bar{C}_{11} C_{13} C_{14}) P(\bar{C}_{11}) P(C_{13}) + \\ & P(M_5 | \bar{C}_{11} \bar{C}_{13} C_{14}) P(\bar{C}_{11}) P(\bar{C}_{13}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{以及: } P_2 = & P(M_5 | C_{11} C_{13} \bar{C}_{14}) P(C_{11}) P(C_{13}) + \\ & P(M_5 | C_{11} \bar{C}_{13} \bar{C}_{14}) P(C_{11}) P(\bar{C}_{13}) + \\ & P(M_5 | \bar{C}_{11} C_{13} \bar{C}_{14}) P(\bar{C}_{11}) P(C_{13}) + \\ & P(M_5 | \bar{C}_{11} \bar{C}_{13} \bar{C}_{14}) P(\bar{C}_{11}) P(\bar{C}_{13}) \end{aligned}$$

同理,经标准化,所有后验概率计算结果如下:

$$P(C_{14} | M_5) = 0.346, P(C_{13} | M_5) = 0.146, P(C_{11} | M_5) = 0.490.$$

可见,导致轴承疲劳损坏发生的主要原因是轴承润滑不良和轴承侵入异物.所以在故障发生时,维修人员可以重点查看轴承的润滑问题以及是否有异物侵入.

3 结 语

风电机组齿轮箱故障诊断实例表明,应用贝叶斯网络研究风电机组故障诊断问题具有可行性;与传统贝叶斯网络建模方法相比,通过事故树构建CME三层贝叶斯网络模型不仅简化了风电机组故障诊断的贝叶斯网络模型结构,而且有效解决了由风电机组故障信息耦合性造成的贝叶斯网络模型构建困难的问题;采用贝叶斯网络推理实现了由因到果以及由果到因的双向推理,诊断并得到故障原因以及故障发生的概率,量化了故障诊断结果的准确度,使维修更具针对性,提高了风电机组安全性和可靠性;贝叶斯网络推理通过对故障特征及故障模式进行定量分析有效地克服了风电机组故障信息模糊性的问题.研究成果对具有相关不确定性问题的机电设备故障诊断研究有借鉴意义.

参 考 文 献:

- [1] 彭华东,陈晓清,任明,等.风电机组故障智能诊断及系统研究[J].电网与清洁能源,2011,27(2):62-66,70.
- [2] 安学利,蒋东翔,陈杰,等.基于ITD和LS-SVM的风力发电机组轴承故障诊断[J].电力自动化设备,2011,31(9):11

-13.

- [3] 杜敏杰,蔡金燕,刘利民,等.基于贝叶斯网络模型的电子设备故障诊断研究[J].计算机测量与控制,2011,19(11):2629-2631.
- [4] 苗锐,陈国初,李月,等.基于随机集合模糊证据的风力发电机故障诊断方法[J].电力系统自动化,2012,36(7):22-26.
- [5] 周真,马德仲,于晓洋,等.模糊关联分析方法在故障分析中的应用[J].电机与控制学报,2012,16(3):60-64.
- [6] 阳同光,蒋新华,付强.混合蛙跳脊波神经网络观测器电机故障诊断研究[J].仪器仪表学报,2013,34(1):193-199.
- [7] 初珠立,杨自春,梁洁,等.主冷凝器损伤的模糊随机特性及贝叶斯网络分析[J].哈尔滨工程大学学报,2012,33(10):1217-1222.
- [8] 赵刚,刘换.基于多层次模糊综合评判及熵权理论的实用风险评估[J].清华大学学报:自然科学版,2012,52(10):1382-1387.
- [9] 白翠粉,高文胜,金雷,等.基于三层贝叶斯网络的变压器综合故障诊断[J].高电压技术,2013,39(2):331-335.
- [10] 韩延喆,刘波峰,张俊,等.基于贝叶斯网络的超速离心机故障诊断专家系统研究[J].传感器与微系统,2012,31(2):39-41,44.
- [11] 丁平平.智能诊断在旋转机械故障研究中的应用[J].广州化工,2012,40(7):50-52.
- [12] 祝世丰.贝叶斯分类模型研究及小样本故障诊断中的应用[J].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2009:15-42.
- [13] 何小飞,童晓阳,周曙.基于贝叶斯网络和故障区域识别的电网故障诊断研究[J].电力系统保护与控制,2010,38(12):29-34.
- [14] 高丽,田丰,张晓丹.一种用于汽车发动机故障诊断的贝叶斯网络模型[J].计算机测量与控制,2009,17(5):830-832,856.
- [15] 喻绍喆.基于贝叶斯网络的电机故障诊断方法研究[J].吉林:吉林大学,2012:18-30.
- [16] 樊宁.基贝叶斯网络推理算法在故障诊断中的应用[J].信息技术,2011(3):158-161.
- [17] 曾道晖,鄂加强,朱浩,等.基于贝叶斯网络分类器的船舶柴油机冷却系统故障诊断[J].中南大学学报,2010,41(4):1379-1384.
- [18] 王家林,夏立,吴正国,等.电力系统故障诊断研究现状与展望[J].电力系统保护与控制,2010,38(18):210-216.
- [19] 谢洪涛,丁祖德.基于贝叶斯网络的隧道施工坍塌事故诊断方法[J].昆明理工大学学报,2013,38(1):37-44.
- [20] 王斌,董兴辉,刘浩,等.基于故障树的专家系统在风电齿轮箱上的应用[J].装备制造技术,2011(10):104-107.
- [21] 王永刚,孙瑶.基于BN的FTA在通用航空风险评价中的应用[J].中国安全科学学报,2010,20(3):20-23.
- [22] 钟虞全,杨贯中.基于贝叶斯网络的起重机专家系统[J].计算机系统应用,2011,20(11):6-9.
- [23] 马德仲,周真,于晓洋,等.基于模糊概率的多状态贝叶斯网络可靠性分析[J].系统工程与电子技术,2012,34(12):2607-2611.

(编辑:关毅)