

高速铣削智能监测系统研究

申志刚, 何 宁, 李 亮

(南京航空航天大学 机电学院, 南京 210016, pencilshow@yahoo.cn)

摘 要: 针对目前加工状态监测系统存在的依赖系统事先的“教学”或“训练”过程的问题,在对刀具磨损规律分析的基础上,提出一种针对高速加工的智能化实时刀具状态监测系统.引入自学习能力使该系统初步具备了智能性,自动进行不同刀具状态的识别和磨损程度的估计,较大程度上摆脱了对系统“教学”或“训练”过程的依赖.运用离散小波分解技术对铣削过程中的三向切削力信号进行时域以及各子频段的能量和变动特征的提取,并利用分析技术进行特征筛选.基于两个嵌套的循环运行过程构建了监测系统,进行特征量的线性拟合和马氏距离计算.高速铣削试验证明了所提出的智能刀具状态监测系统的有效性.

关键词: 磨损曲线;马氏距离;刀具磨损;小波分解;智能监测

中图分类号: TG506.1, TN911

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2010)07-1158-05

An intelligent monitoring system for high-speed milling process

SHEN Zhi-gang, HE Ning, LI Liang

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing 210016, China, pencilshow@yahoo.cn)

Abstract: To avoid the pre-designed "teaching" or "training" phase for the condition monitoring system at present, an intelligent monitoring system for high-speed milling process is proposed based on the analysis of the tool wear rule and different tool wear stages. Self-learning was introduced to the system to automatically identify different tool wear states and estimate the wear value, which is independent of the pre-designed "teaching" or "training" phase. Three-direction components of the cutting force signals generated in high-speed milling process were processed using discrete wavelet decomposition technology. Features in different time and frequency domains were extracted and selected through correlation analysis method. The real-time intelligent monitoring system was built on the cycle process of linear fitting and Mahalanobis distance (MD) calculation. A series of experiments on a CNC vertical milling machine tool shows that the proposed method is accurate for feature extraction and efficient for condition monitoring of cutting tools.

Key words: wearing curve; Mahalanobis distance; tool wear; wavelet decomposition; intelligent monitoring

高速铣削加工具有较高的金属切除率和加工精度,且可获得良好的加工表面质量,提高切削加工效率,因而在实际生产中获得广泛应用^[1-2].然而,高速铣削加工中刀具寿命缩短较为严重^[3].刀具磨损过程的加剧进行,使得伴随刀具磨损所可能带来的包括工件加工形状和表面精度损失,甚至工

件破坏等不利情况的风险大大提高^[4].因此,如何实时准确地监测刀具的磨损,成为高速铣削加工中的一个重要的研究方向.典型的刀具磨损曲线具有明显的规律性,铣刀磨损过程中,后刀面磨损曲线存在3个阶段,即初期磨损阶段、正常磨损阶段和急剧磨损阶段^[5].文献[6-7]中高速铣削钛合金的实验研究,后刀面磨损曲线同样呈现出较为明显的分段状况,在对高速铣削中刀具磨损过程基本特征分析的基础上,提出基于典型刀具磨损曲线的具备智能性的刀具磨损监测系统.

智能监测系统应具有一些基本的特征:首先,

收稿日期: 2008-11-24.

基金项目: 国际科技合作项目(2008DFA71750);

国家科技支撑计划重点项目(2008BAF32B00).

作者简介: 申志刚(1982—),男,博士研究生;

何 宁(1966—),男,教授,博士生导师.

有效特征量的自动择取,包括选择敏感的传感器信号以及合适的信号处理手段,从而自动提取出与刀具状态相关性强的特征量;文献[8]中提出的自学习 ASPS 方法可用来帮助智能监测系统的设计.其次,应尽量减少或者避免事先的“教学”或曰“训练”,而直接在实时加工过程中依据从传感器信号中所提取的特征量来自动做出磨损程度的判断,或者监测阈值的自行设定,进而给出磨损程度的数值性估计.总之,所谓的智能系统,不应该依据其是否使用了如神经网络、模糊逻辑推理等人工智能领域的工具手段来定义,而应就系统本身是否具备一定的自主能力来判断,尽量减少人工参与.

基于上述认识,抛弃刀具磨损监测策略中采用的“以试切教学为必要前提条件”的传统思想,提出基于典型刀具磨损曲线和马氏距离识别的具备人工智能特性的实时监测系统框架,并利用一系列高速铣削实验来进行监测系统的试验研究.

1 试验条件

高速端铣试验中采用 K30 硬质合金平头铣刀,直径 8 mm,刀齿数 $z = 4$. 工件材料均为淬硬钢 40Cr,两种硬度: A (45 ~ 49 HRC) 和 B (55 ~ 57 HRC). 试验在 Micron UCP 710 五轴立式加工中心上进行.

切削力测量采用 Kistler 9265B 三向动态测力仪,搭配 9443B 测力台. 采样频率设定为 20 kHz.

采用刀具制造商提供的 10 × 显微镜测量刀具磨损值.

试验使用铣刀的几何参数和涂层情况见表 1. 试验 1 ~ 4 采用固定的切削用量,切削速度 $v_c = 301.6 \text{ m/min}$ 对应主轴转速 12 000 r/min,每齿进给速度 $f_z = 0.1 \text{ mm}$,径向切深 $a_e = 0.3 \text{ mm}$,轴向切深 $a_p = 5 \text{ mm}$. 试验 5 ~ 7 除改变切削速度、进给速度和径向切深外,其余与 1 ~ 4 相同. 铣削方向均为顺铣. 铣削路径为直线走刀.

表 1 各次试验中使用的刀具参数和试验设置

试验编号	涂层	螺旋角/(°)	前角/(°)	工件材料	冷却
1	无	45	-5	A	干冷
2	无	12	0	A	干冷
3	TiAlN	12	0	A	干冷
4	TiAlN	55	-10	B	干冷
5	TiAlN	55	-10	B	MQL
6	TiAlN	45	-5	A	干冷
7	无	45	-5	B	干冷

2 信息处理与特征提取

2.1 信息处理

对于铣削力信号的处理主要考虑以下几方面:首先,方法不能过于复杂;其次,初步提取的特征(未经过相关性分析)应尽可能多的保留原始信号中的信息量;第三,特征择取手段的有效性. 采取的信号处理和特征提取方法如图 1 所示.

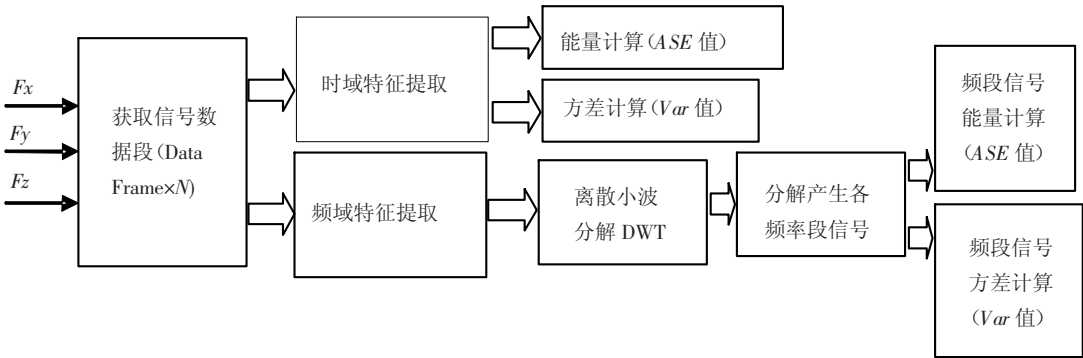


图 1 信号处理与特征提取

本文选取的特征中有平均意义上的量值的存在,故选取信号帧应包括多个主轴周转. 基于对铣削过程的两个特征频率——主轴转动频率和刀齿通过频率——在试验最高转速下的计算,最终选择每一信号帧(Data Frame)包含 1 000 个采样点,从中提取时域和频域的特征量. 时域特征包括信号的 ASE 值(表征信号的平均能量值)和标准方

差值(信号的变化剧烈程度)^[4,9]. 3 个方向的力信号,共 $3 \times 2 = 6$ 个特征量.

频域特征提取引入离散小波分解技术. 采用 db1 小波基,做 4 层小波分解得到细节信号 (d_1, d_2, d_3, d_4) 和逼近信号 (a_4), 如图 2 所示. 舍弃细节信号 d_1 , 其效果相当于对信号做低通滤波,而对其余细节和逼近信号进行能量和方差计算,共

有 $3 \times 4 \times 2 = 24$ 个特征量.

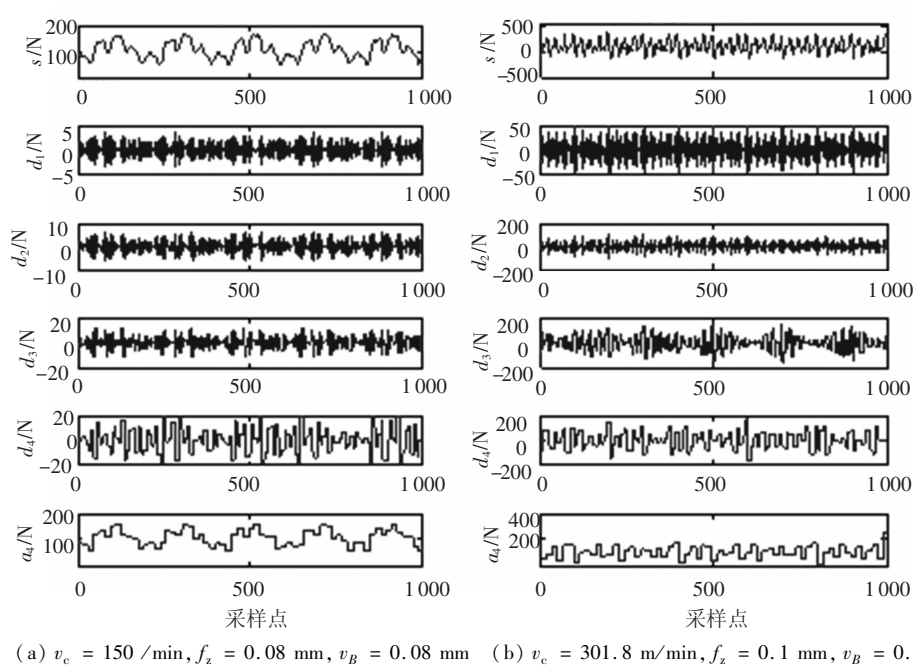


图 2 实验 No.6 不同磨损状态时 X 方向力信号的小波分解(s 为原始信号, d_1, d_2, d_3, d_4 为各层细节信号, a_4 为逼近信号)

2.2 特征相关性分析

时域和频域提取出的特征量共计 $6 + 24 = 30$ 个,保证了原信号中信息量得以在较大程度上得以保留.在其中进行特征筛选,选择与刀具磨损量相关性好的组成特征矢量.

相关性计算采用下列公式,计算各个特征量与刀具磨损量的相关性系数^[4]:

$$\rho_{xy} = \frac{\text{cov}(x,y)}{[\text{var}(x)\text{var}(y)]^{1/2}}.$$

(1)

其中: x 为某一特征量, y 为实际的刀具磨损量.

表 2 所示为 1~6 号试验(对应 6 把不同参数的刀具从新刀到磨损失效的整个过程,刀具失效准则采用最大后刀面磨损达到 0.25 mm)进行特征量提取和相关性分析的平均结果呈现.用于计算特征量的信号帧选择在每次刀具磨损测量前最为接近的时间段,每组试验独立计算,然后进行线性平均.表 2 所示为各个特征量及其对应的相关系数 ρ .

表 2 特征量及其相关系数

特征量	$ASE\ x$	$ASE\ y$	$ASE\ z$	$\text{var}\ x$	$\text{var}\ y$	$\text{var}\ z$	$PD2x$	$PD2y$	$PD2z$	$PD3x$
ρ	0.76	0.98	0.95	0.95	0.87	0.98	0.97	0.88	0.97	0.97
特征量	$PD3y$	$PD3z$	$PD4x$	$PD4y$	$PD4z$	$PA4x$	$PA4y$	$PA4z$	$VarD2x$	$VarD2y$
ρ	0.88	0.97	0.97	0.88	0.97	0.49	0.98	0.93	0.96	0.88
特征量	$VarD2z$	$VarD3x$	$VarD3y$	$VarD3z$	$VarD4x$	$VarD4y$	$VarD4z$	$VarA4x$	$VarA4y$	$VarA4z$
ρ	0.97	0.97	0.88	0.97	0.97	0.88	0.97	0.74	0.86	0.95

注:最后一位字母 x, y, z 表示力信号的方向; ASE 表示时域能量值, var 为时域方差; P 开头的为各频段的能量值,如 $PD2x$ 即表示 x 方向 d_2 信号的能量值; Var 开头的为各频段方差值)

从表 2 中可见,相关性最低的特征量为 $PA4x$ (小波分解后 $a4$ 信号的能量值),仅有 0.49,而相关性强的特征量在时域、频域以及力信号的方向上并不具备明显的规律性,如最终选择的相关性系数 > 0.97 (包含 0.97) 的 14 个特征量($ASEy, \text{var}z, PD2x, PD2z, PD3x, PD3z, PD4x, PD4z, PA4y, VarD2z, VarD3x, VarD3z, VarD4x, VarD4z$),既有时域,也有频域(并且分布于各个频段),且 x, y, z 个

方向力信号中均有分布,没有表现出规律性的集中现象.

3 基于马氏距离法的智能实时监测系统

3.1 马氏距离

马氏距离可相对于参考基准进行度量计算来分析识别出不同的模式,常用来测算状态之间相

对于常态的反常态程度^[10]. 此处正常磨损阶段对应正常态, 而剧烈磨损阶段对应非正常态. 马氏距离区别于传统距离计算之处在于, 把变量或者特征之间可能存在的相关性考虑在内, 在多维空间进行距离计算.

马氏距离理论上具有下面两个特性: 1) 当特征向量属于正常状态样本组时, MD^2 值约为 1, 并且 $MD^2 \sim F(m, \infty)$. 2) 当特征矩阵不属于正常态样本组时, MD^2 值随其非常态程度而变化. 对于刀具磨损程度的识别, 问题转化为适当阈值 T_{MD} 的设定. 当 $MD^2 < T_{MD}$ 时, 可认为刀具正常, 而当 $MD^2 > T_{MD}$ 时, 即认为过度磨损已经出现.

3.2 实时智能监测系统

实时智能监测系统的体系结构如图 3 所示, 以大、小两个时间循环为基本框架. 基本思想在于

利用刀具磨损曲线的规律——刀具在初始磨损、正常磨损和剧烈磨损 3 个阶段的曲线变化率不同——来自动判断刀具所处的磨损阶段, 并在此判断基础上建立 MD 基准矩阵(正常磨损阶段)以及进行 MD 阈值的设定(剧烈磨损阶段). 这一阶段可称为“自学习阶段”. 此阶段监测系统自动进行刀具磨损阶段的判断, 做出“刀具进入剧烈磨损”的预警判断, 并利用过程中存储的特征数据自动建立可为“正常运行阶段”所用的 MD 基准阵和 MD 阈值. 试验验证运行显示其做出“剧烈磨损”判断的时刻刀具磨损并未达到失效标准, 因此在后一阶段“正常运行阶段”中, 可继续利用已经建立的 MD 基准矩阵基于马氏距离计算的方法进行刀具磨损程度的数值估计, 以适应不同的刀具失效标准, 在最适当时刻做出换刀动作.

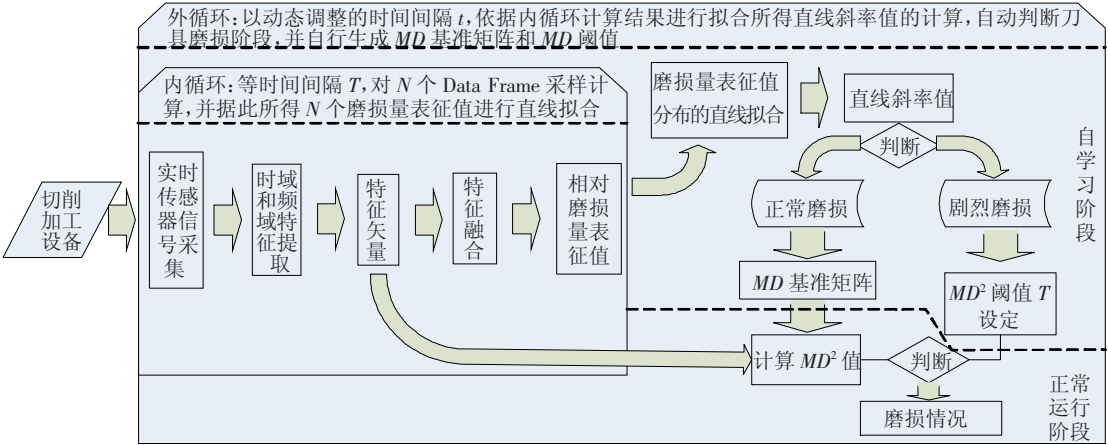


图 3 智能刀具监测系统结构

监测系统在两个嵌套的时间循环下实时运行. 内循环——等时间间隔采集数据帧, 对其进行实时信号处理和特征提取, 对有效特征进行融合产生能够表征磨损程度的相对磨损量值. N 个循环产生出 N 个等时间间隔分布的相对磨损量表特征值. 外循环——包含内循环, 以动态调整的时间间隔进行, 具体表现为: 曲线变化平缓的阶段时间间隔拉长, 曲线变化大的阶段密集进行. 在每一次外循环中, 对内循环产生的 N 个相对磨损量表特征值相对于时间参照进行线性拟合, 并依据拟合直线的斜率变化判断所处的磨损阶段. 同时在此循环中也进行特征量的存储工作, 以建立 MD 基准矩阵. 在系统做出“刀具进入剧烈磨损阶段”的判断后, 不再进行表征值的线性拟合, 而采用特征量值直接基于基准矩阵进行 MD^2 值的计算, 进行磨损量的数值估计, 并可与自行设定的阈值比较来做出判断.

4 试验与分析

7 组试验被分成两个部分, 分别用来检验所设计的监测系统的不同阶段的功能运行情况. 1 ~ 4 号试验主要用于监测系统的自学习阶段功能检验, 用动态调整的时间间隔循环进行磨损阶段的识别. 对于 1 ~ 4 号试验, 其实际磨损曲线和由特征矢量模拟的相对磨损量值曲线如图 4 所示. 图中实际测量的磨损量值对应左侧坐标轴, 而由特征量模拟的量值(已归一化处理)对应右侧坐标轴. 从图中可见两曲线在变化率的趋势上一致性很明显, 且在正常磨损阶段与剧烈磨损阶段之间存在着一个较为明显的曲线变化率(可理解为曲线切线斜率)上的变化, 与典型刀具磨损曲线吻合. 此为本监测系统基本思想提出的事实基础和依据. 系统在对对应时间点做出了“刀具进入剧烈磨损阶段”的判断, 如图中 A 点处所示.

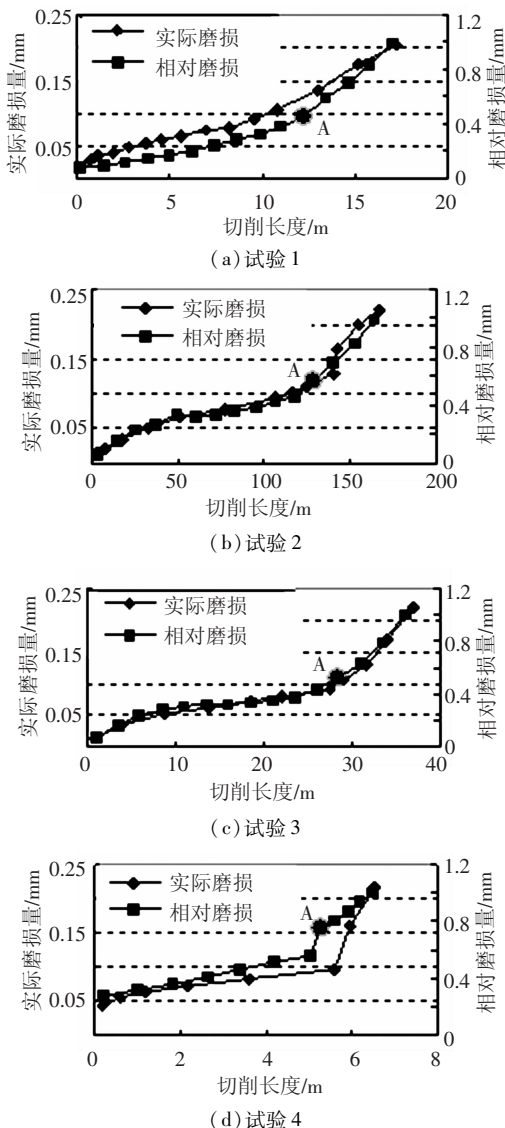


图 4 特征量模拟的相对磨损量与实际磨损量曲线

利用 5~7 号试验进行了监测系统的验证运行,其中 5,6 号实验分别阶段性改变切削速度 v_c 和每齿进给率 f_z ,而试验 7 分阶段采用了不同的径向切深 a_e ,目的在于验证监测系统在变切削用量条件下的适应性.在系统循环时间间隔的设定上考虑切削速度和进给的影响,用“切削长度”替代了时间刻度,如图 4~6 中横坐标所示.这在一定程度上可以抑制由于切削速度 v_c 和进给率 f_z 的变化导致的对曲线变化率的影响.同时,系统在做出“刀具进入剧烈磨损阶段”判断的基础上,利用判断点之前间隔存储的特征矢量(对应刀具正常磨损阶段)建立 MD 基准矩阵,并根据基准矩阵计算 MD^2 值.如图 5 中为试验 5 和 6 的刀具实际磨损与判断点之后的各个 MD^2 值的对比图.可以看出 MD^2 与实际刀具磨损值存在较为明显的相关性,可将其作为磨损量的度量指标,从而扩展此监测系统正常运行阶段的功能——从阈值性报警判断到可对实际磨损程度做出数值型估计,从而适

应不同的刀具磨钝标准的情况.例如,如刀具磨损标准为 $>0.2\text{ mm}$,对应于试验 5 和 6, MD 阈值可分别设定为 3.0 和 3.5.如刀具磨损标准为 $>0.3\text{ mm}$,阈值设定分别为 4.5 和 5.0.

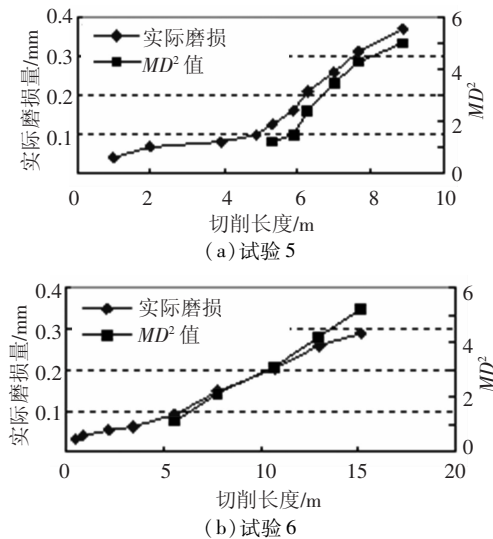


图 5 监测系统 MD^2 值(仅刀具剧烈磨损阶段)与刀具实际磨损量

对 7 号试验的研究发现,径向切深的变化对于该监测系统的适应性形成较为严重的挑战.其变化情况对于刀具磨损变化曲线的影响在目前系统的设计中缺乏抑制机制.图 6 所示为改变径向切深情况下的刀具磨损曲线.对应其每一次变化,曲线斜率均有对应的较为明显的变化.

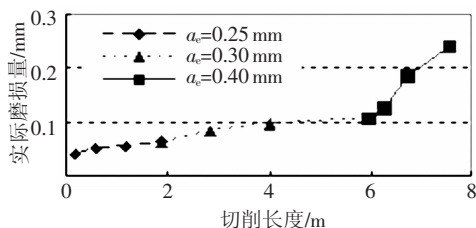


图 6 变切削参数下的刀具磨损过程(试验 7)

5 结 论

1)在监测系统中引入自学习机制.提出了系统自行划分磨损阶段的构想,自行建立 MD 基准矩阵和阈值设定,运用马氏距离进行磨损量的评估计算.

2)系统对于“教学”或曰“训练”过程的依赖大大减低,智能程度有较大的提升.在变化的切削和进给速度下系统能够对刀具的磨损做出有效监测.

3)对于切削过程中径向切深 a_e 变化的影响缺乏抑制机制(可合理推想,轴向切深 a_p 亦同),其变化引起的刀具磨损曲线斜率的变化,难以与刀具剧烈磨损阶段到来引起的斜率变化有效区分,从而限制了其在实际加工中的应用范围.

(下转第 1167 页)