

文章编号: 2095-2163(2021)02-0064-05

中图分类号: TP202+.1

文献标志码: A

# 基于现场数据的地铁车辆牵引系统可靠性分析

田世贺, 李小波, 程岳梅, 陆朱剑

(上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620)

**摘要:** 牵引系统的可靠性对于地铁车辆的安全运行极为重要。文章结合某地铁线路的现场车辆检修记录, 采用故障树法和蒙特卡洛法分析牵引系统的可靠性。首先, 根据现场检修数据建立地铁牵引系统的故障树模型, 并对所建立的故障树模型进行定性、定量分析。其次, 运用蒙特卡洛法对地铁牵引系统进行可靠性仿真。最后, 确定了牵引系统的薄弱环节和各部件的重要度, 对地铁列车的可靠性设计和制定检修策略具有重要借鉴意义。

**关键词:** 可靠性; 牵引系统; 故障树; 蒙特卡洛法

## Reliability analysis of metro vehicle traction system based on field data

TIAN Shihe, LI Xiaobo, CHENG Yuemei, LU Zhujian

(School of Urban Railway Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

**[Abstract]** The reliability of traction system is very important for the safe operation of metro vehicles. This paper analyzes the reliability of traction system by Fault Tree method and Monte Carlo method based on the field fault maintenance record of a subway line. Firstly, the fault tree model of subway traction system is established according to the on-site maintenance data, and the fault tree model is analyzed qualitatively and quantitatively. Secondly, Monte Carlo method is used to simulate the reliability of subway traction system. Finally, the weak links of traction system and the importance of each component are determined, which has important reference significance for reliability design and maintenance strategy of metro train.

**[Key words]** reliability; traction system; fault tree; Monte Carlo method

## 0 引言

城市轨道交通在大中型城市的交通运输中发挥着不可替代的作用。作为轨道车辆的重要组成部分,对牵引系统进行可靠性分析,确定牵引系统的薄弱环节,对地铁车辆的可靠性设计以及车辆维修具有重要意义。

近年来,国内部分学者对城市轨道交通车辆牵引系统的可靠性进行了相关研究。李小波等人<sup>[1]</sup>通过对地铁车辆牵引传动系统层次分析提出系统模块的可靠性评价指标,同时结合了马尔可夫奖励过程,分析了不同衰减系数下系统的可靠性,并建立了相应的可靠性评估模型;江现昌等人<sup>[2]</sup>运用 FMEA 法对车辆牵引系统可靠性进行评估,并分析了导致牵引系统失效的因素及薄弱环节;宋永丰等人<sup>[3]</sup>通过分析地铁列车牵引系统中各部件失效后对整体系统的影响和可靠性逻辑关系,建立了牵引系统的可靠性模型,并给出了专家打分的评价指标,对各部件进行可靠性分配,其模型对地铁列车牵引系统的可靠性设计有着重要借鉴意义;燕春光等人<sup>[4]</sup>利用 FTA 法

建立了地铁车门系统 FTA 模型,根据模型中基本事件的失效分布函数和故障率,建立了基于概率的地铁车门系统失效模型,为地铁车门系统的日常维护提供了依据;张小辉等人<sup>[5]</sup>在地铁车辆系统失效模式与影响分析的基础上运用蒙特卡洛改进算法模拟仿真了地铁车辆系统设备单元发生故障的实际过程,并根据地铁车辆系统的故障模式和持续时间,建立了地铁车辆系统的可靠性评价指标,从而通过对实例数据的分析得到了稳态系统下的可靠性数据;孟苓辉等人<sup>[6]</sup>研究了高速列车牵引传动系统中的不同设备的失效机理,建立各设备的失效模型,再根据其失效模型建立了传动系统的马尔可夫状态转移模型,对模型进行求解,得到了牵引传动系统可靠性随时间变化的规律。

本文将故障树与蒙特卡洛法结合应用到地铁牵引系统的可靠性分析,通过建立地铁列车牵引系统 FAT 模型,采用最小二乘法,计算出各部件失效分布函数的特征值。根据所得数据采用蒙特卡罗仿真方法对牵引系统的可靠性进行了分析,得到了系统的可靠性变化规律图,并根据图表给出了参考维修周期。

**作者简介:** 田世贺(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向:地铁车辆电气系统可靠性;李小波(1974-),女,博士,副教授,主要研究方向:轨道交通车辆电力牵引、电气状态检测、故障诊断。

**通讯作者:** 田世贺 Email:804542549@qq.com

收稿日期: 2020-09-27

### 1 地铁列车牵引系统 FAT 分析

故障树分析(FTA)是一种基于图形的故障分析方法,是对特定条件下的故障事件进行逻辑推理的方法<sup>[7]</sup>。一般来说,故障树的“顶事件”代表着整体系统失效,此后向下层逐级分析,最终分解到不能再分解的基本事件为止。在这个过程中,相应的“中间事件”、“底事件”的逻辑关系就较为清晰明了,与此同时再根据相应的逻辑关系,将相应的上、下级事件连接起来,形成一个树分支,从而建立完整的故障树模型。故障树分析法具有简便、直观的特点,将其应用于地铁列车牵引系统中可以有效提高可靠性分析的灵活性及分析效率。

#### 1.1 地铁列车牵引系统 FAT 的建立

结合地铁线路现场检修数据,将牵引系统失效作为故障树的顶事件,从上至下找出导致牵引系统失效的各级中间事件以及底事件,并建立牵引系统故障树模型,如图 1 所示。

从该模型可以看出,引起顶事件  $T$ (牵引系统失效)发生的中间事件主要有 6 个: $M_1$ -牵引箱故障、 $M_2$ -牵引电机故障、 $M_3$ -散热模块故障、 $M_4$ -受流设备故障、 $M_5$ -牵引系统设备箱故障、 $M_6$ -受电弓故障,此外还有下一层级中间事件: $M_7$ -PIM 模块故障、 $M_8$ -电机故障、 $M_9$ -受电弓弓头故障。

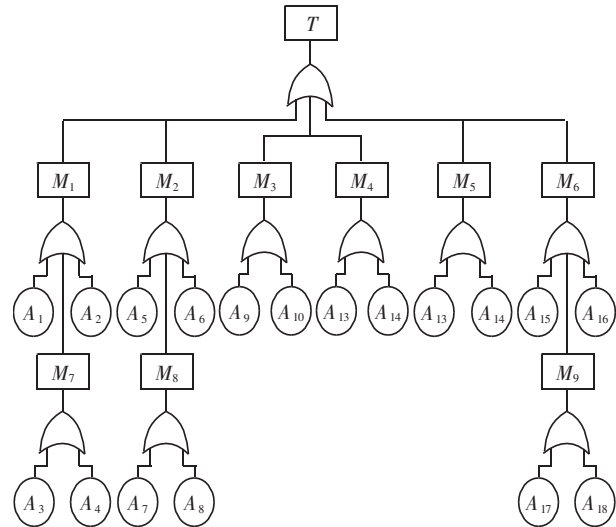


图 1 轨道列车牵引系统故障树

Fig. 1 Fault tree of traction system of rail train

与各中间事件对应的底事件共 18 个: $A_1$ -预充电接触器故障、 $A_2$ -制动模块故障、 $A_3$ -PIM1 模块故障、 $A_4$ -PIM2 模块故障、 $A_5$ -速度传感器故障、 $A_6$ -温度传感器故障、 $A_7$ -轴承故障、 $A_8$ -电机速度传感器故障、 $A_9$ -外部风扇故障、 $A_{10}$ -逆变器冷却风扇故障、

$A_{11}$ -分流导线故障、 $A_{12}$ -绝缘子故障、 $A_{13}$ -FVMD 故障、 $A_{14}$ -牵引模块故障、 $A_{15}$ -上框架与底架故障、 $A_{16}$ -驱动装置故障、 $A_{17}$ -碳棒尺寸超标、 $A_{18}$ -碳棒损坏。

#### 1.2 最小割集和各基本单元失效分布函数的确定

定性分析和定量分析是故障树分析的常用方法。对于给定的故障树,由最小割集组成的最小割集族是唯一确定的。对故障树的定性分析通常有 2 个任务,分别是:根据已知数据计算出每个底部事件的概率,再求解顶部事件的概率;根据已知故障树寻找此故障树的最小割集,计算出各最小割集的重要度,并根据关键部位重要度的大小关系确定系统中的薄弱环节。

在故障树中,能引起顶层事件发生的最小基本事件集称为故障树的最小割集,即当最小割集中所包含的所有事件都发生时,代表此最小割集发生,与此同时顶层事件必然发生<sup>[8]</sup>。通常,寻找最小割集的方法有上行法和下行法两种,本文采用下行法得到牵引系统最小割集为: $\{A_1\}$ ,  $\{A_2\}$ ,  $\{A_3\}$ ,  $\{A_4\}$ ,  $\{A_5\}$ ,  $\{A_6\}$ ,  $\{A_7\}$ ,  $\{A_8\}$ ,  $\{A_9\}$ ,  $\{A_{10}\}$ ,  $\{A_{11}\}$ ,  $\{A_{12}\}$ ,  $\{A_{13}\}$ ,  $\{A_{14}\}$ ,  $\{A_{15}\}$ ,  $\{A_{16}\}$ ,  $\{A_{17}\}$ ,  $\{A_{18}\}$ 。

在进行定量计算时一般要做以下假设:所有底事件之间都是相互独立的<sup>[8]</sup>;顶事件和底事件都只有 2 种状态,即:发生失效和不发生失效;在一般情况下故障分布可假定为指数分布和威布尔分布两种。

传统方法求解故障树各层的发生概率计算过程十分繁杂。为了简化计算过程,本文采用蒙特卡罗仿真方法计算了系统的可靠性指标。

对某地铁线路 2017~2019 年现场检修数据统计进行整理、筛选,统计出牵引系统各部件故障数量,如图 2 所示。

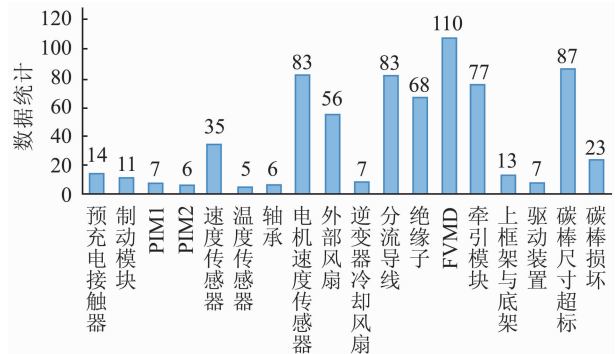


图 2 现场故障数据统计图

Fig. 2 Statistical chart of field fault data

从图 2 中可以看出故障次数较多的部件为:电机速度传感器、外部风扇、分流导线、绝缘子、

FVMD、牵引模块以及碳棒尺寸超标。

通过 Minitab 仿真软件采用最小二乘法拟合出各部件失效概率分布函数及其特征参数见表 1。

表 1 牵引系统基本事件分布函数及参数

Tab. 1 Basic event distribution function and parameters of traction system

事件	事件描述	失效分布函数	特征参数
$A_1$	预充电接触器故障	威布尔分布	$\beta = 0.801\ 73$ $\eta = 54.632\ 2$
$A_2$	制动模块故障	威布尔分布	$\beta = 1.348\ 8$ $\eta = 44.498\ 2$
$A_3$	PIM1 模块故障	威布尔分布	$\beta = 0.675\ 3$ $\eta = 58.227\ 2$
$A_4$	PIM2 模块故障	指数分布	$\lambda = 91.390\ 8$
$A_5$	速度传感器故障	指数分布	$\lambda = 20.411\ 2$
$A_6$	温度传感器故障	指数分布	$\lambda = 48.188\ 4$
$A_7$	轴承故障	威布尔分布	$\beta = 0.627\ 8$ $\eta = 19.596\ 8$
$A_8$	电机速度传感器故障	指数分布	$\lambda = 10.929\ 2$
$A_9$	外部风扇故障	威布尔分布	$\beta = 1.181\ 8$ $\eta = 79.550\ 0$
$A_{10}$	逆变器冷却风扇故障	指数分布	$\lambda = 83.436\ 0$
$A_{11}$	分流导线故障	指数分布	$\lambda = 12.376\ 5$
$A_{12}$	绝缘子故障	威布尔分布	$\beta = 1.070\ 3$ $\eta = 7.261\ 2$
$A_{13}$	FVMD 故障	指数分布	$\lambda = 9.726\ 77$
$A_{14}$	牵引模块故障	威布尔分布	$\beta = 1.322\ 9$ $\eta = 5.855\ 7$
$A_{15}$	上框架与底架故障	威布尔分布	$\beta = 0.716\ 9$ $\eta = 45.790\ 7$
$A_{16}$	驱动装置故障	威布尔分布	$\beta = 1.296\ 6$ $\eta = 87.928\ 1$
$A_{17}$	碳棒尺寸超标	指数分布	$\lambda = 10.289\ 1$
$A_{18}$	碳棒损坏	指数分布	$\lambda = 14.972\ 2$

## 2 蒙特卡洛可靠性仿真

### 2.1 蒙特卡洛法概述

蒙特卡洛 (Monte Carlo) 法是一种数值模拟方法, 主要应用于概率现象的研究。蒙特卡洛的基本思想是: 为了解决实验中遇到的问题, 先建立一个失效概率模型, 而后通过对模型进行抽样实验来求解模型参数<sup>[9]</sup>。在实际应用中, 需要对影响模型可靠性的时间变量进行随机抽样, 再将抽样值代入对应的分布函数以判断该模型是否失效。蒙特卡洛仿真

的最终目标是求解出每个事件的概率。

### 2.2 Monte Carlo 仿真模型的建立

设地铁列车牵引系统为  $S$ , 系统  $S$  是  $n$  个基本事件的  $z_i$  的集合, 即:

$$S = \{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_n\}, \quad (1)$$

其中, 事件  $z_i$  的失效分布函数都符合上文所述威布尔分布或指数分布, 上文建立的故障树中共有 18 个底层事件, 经计算求得各事件的所符合的分布函数及其特征参量见表 1。

底事件  $z_i$  是以时间  $t$  为变量的函数, 研究设其在  $t$  时刻的状态为  $x_i(t)$ , 其分布满足二项式分布规律:

$$x_i(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_i(t), \dots, x_n(t)\}, \quad (2)$$

$$x_i(t) = \begin{cases} 1, & \text{在 } t \text{ 时刻事件 } i \text{ 发生,} \\ 0, & \text{在 } t \text{ 时刻事件 } i \text{ 不发生.} \end{cases} \quad (3)$$

在  $t$  时刻, 底事件  $z_i$  的发生概率  $p_i(t)$  为随机事件  $x_i(t)$  的期望  $E[x_i(t)]$ , 则:

$$p_i(t) = E[x_i(t)] = p_i\{x_i(t) = 1\}, \quad (4)$$

设其顶事件的状态函数为  $\varphi_j$ , 则顶事件的发生概率为  $p_\varphi(t)$ :

$$p_\varphi(t) = E[\varphi_j(t)] = p\{\varphi_j[x_i(t)] = 1\}. \quad (5)$$

### 2.3 仿真过程综述

首先, 将表 1 中计算出来的底事件特征值代入相应的失效分布函数, 然后对部件相对应的失效分布函数进行随机抽样, 底事件的样本时间为:

$$t_i = F_i^{-1}(\xi), \quad (6)$$

其中,  $\xi$  表示  $(0, 1)$  之间的随机数。

设牵引系统共有  $k$  个最小割集, 每个最小割集包含  $n$  个基本事件。则可假设  $t_i (i = 1, 2, \dots, n)$  为第  $q$  个最小割集所对应的抽样时间。最小割集仅在其所包含的底事件全部发生时发生。因此, 最小割集发生时间可以用最小割集发生时间的最大值表示, 即:

$$T_q = \max\{t_1, t_2, \dots, t_i, \dots, t_n\}, \quad (7)$$

其中,  $T_q$  表示最小割集的发生时间。

在故障树分析时, 故障树中任一最小割集发生, 顶事件必然发生。因此顶事件的发生时间  $Y_m$ , 可以用所有最小割集发生时间中的最小值来表示, 即:

$$Y_m = \min\{T_1, T_2, \dots, T_i, \dots, T_n\}, \quad (8)$$

重复前述步骤  $N_s$  次, 可以获得  $N_s$  个顶事件发生对应的抽样时间点  $Y_m (m = 1, 2, \dots, N_s)$ , 将顶事件发生时间  $Y_m$  与  $N_s$  个给定的时间  $t_m (m = 1, 2, \dots, N_s)$  进行依次比较, 根据结果判断顶事件是否发生。

则:

$$\varphi_j[x_i(t)] = \begin{cases} 1, & t_m \geq Y_m(\text{系统失效}), \\ 0, & t_m \leq Y_m(\text{系统正常}). \end{cases} \quad (9)$$

设置  $T_{\max}$  为牵引系统蒙特卡洛仿真模型仿真总时长。将仿真模型的总运行时间分为  $N$  个部分。多次采样后,  $k$  个事件的发生时间分布在不同的时间周期内概率为:

$$\Delta T = \frac{T_{\max}}{N}, \quad (10)$$

$$p_k(n) = \frac{w_{n,k}}{\sum_{m=1}^N w_{n,k}}, \quad (11)$$

$$P_k(n) = \sum_{m=1}^N p_k(m). \quad (12)$$

其中,  $\Delta T$  为等分后的每段时长;  $p_k(n)$  表示第  $k$  个事件发生时间分布于某时段的概率;  $P_k(n)$  表示第  $k$  个事件发生时间在此时间段之前所有时间段内的概率;  $Y_m$  分布于该时间段中的次数为  $w_{n,k}$ 。则整个牵引系统的不可靠度为:

$$U_R(n) = [P_1(n), P_2(n), \dots, P_{NL}(n)]. \quad (13)$$

牵引系统的蒙特卡洛仿真流程如图3所示。

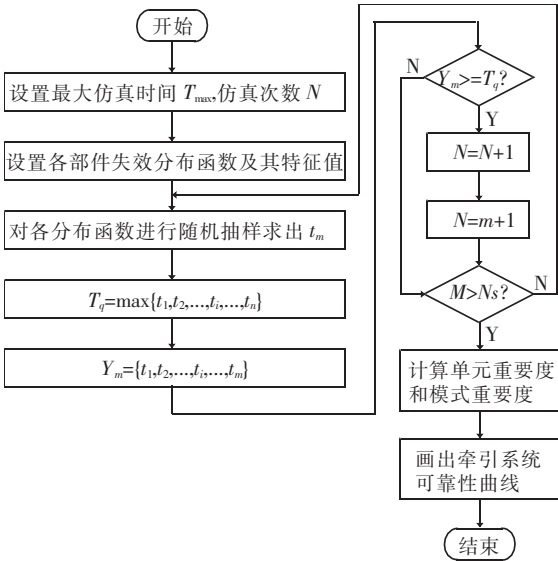


图3 牵引系统的蒙特卡洛仿真流程图

Fig. 3 Monte Carlo simulation flow chart of traction system

分析图3可知,最终得到各底部事件的单元重要性和模式重要性以及整体系统的可靠性曲线。

### 2.4 牵引系统蒙特卡洛仿真结果分析

通常在可靠性分析中系统可靠性指标可以用单元重要度和模式重要度来衡量。此时需用到如下数学公式:

$$\text{单元重要度 } W(B_i) = \frac{B_i \text{ 导致系统失效次数}}{B_i \text{ 失效总次数}}, \quad (14)$$

$$\text{模式重要度 } W_N(B_i) = \frac{B_i \text{ 导致系统失效次数}}{\text{系统失效总次数}}, \quad (15)$$

其中,  $W(B_i)$  值为0到1,其值用于表示基本单元  $B_i$  在整个牵引系统中的重要度。值越大表示此基本单元在系统中重要度越大。可用模式重要度  $W_N(B_i)$  的值来判断系统可靠性的薄弱环节,数值越接近1,就越说明该基本部件是系统可靠性的薄弱环节。

### 3 仿真结果分析

根据单元重要性的定义,如果其数值为1,意味着组件的每一次故障都会导致系统故障。牵引系统各基本单元单元重要度和模式重要度见表2。由表2数据可知,除了  $A_3, A_4, A_7, A_8, A_{17}, A_{18}$  外,其余底事件单元重要度都为1,这与故障树定性分析得到的最小割集具有一致性,同时证明了系统仿真结果的正确性。

表2 牵引系统各基本单元单元重要度和模式重要度

Tab. 2 Unit importance and mode importance of each basic unit of traction system

基本事件	单元重要度	模式重要度
$A_1$	1	0.053 565 34
$A_2$	1	0.015 694 30
$A_3$	0.021 459 23	0.001 705 90
$A_4$	0.137 254 90	0.002 388 30
$A_5$	1	0.072 671 40
$A_6$	1	0.040 259 30
$A_7$	0.080 912 86	0.013 306 00
$A_8$	0.123 324 40	0.015 694 30
$A_9$	1	0.009 894 20
$A_{10}$	1	0.018 082 60
$A_{11}$	1	0.123 166 20
$A_{12}$	1	0.195 837 60
$A_{13}$	1	0.152 166 50
$A_{14}$	1	0.205 049 50
$A_{15}$	1	0.075 059 70
$A_{16}$	1	0.005 458 90
$A_{17}$	0.088 452 09	0.012 282 50
$A_{18}$	0.114 186 85	0.011 258 96

模式重要度表示事件  $B_i$  发生而引起顶事件发生的次数在顶事件发生次数中所占比重,由此可知其值可以直接反映出该部件是否是系统可靠性的薄弱环节。根据表2中的数据可以看出,  $A_{11}, A_{12}, A_{13}$ 、

$A_{14}$  对应的模式重要度值相对较大,从而判断出这4个基本部件是牵引系统可靠性的薄弱环节,即:分流导线故障、绝缘子故障、FVMD故障、牵引模块故障,与现有故障数据规律一致,验证了仿真结果的正确性。在轨道列车牵引系统的维护和设计时要提高其可靠性就可以优先从这几个薄弱环节入手。

图4为牵引系统可靠度仿真曲线。由图4可知,牵引系统工作时间越长,其可靠度越低,这与列车牵引系统实际工况相符合。为确保地铁的安全运行,在制定检修策略时应充分考虑牵引系统的可靠性指标。图4中的标记点表示牵引系统可靠性降低到0.9所用时间为60h,所以针对该地铁线路制定检修计划时,可以将2.5天作为参考检修周期。

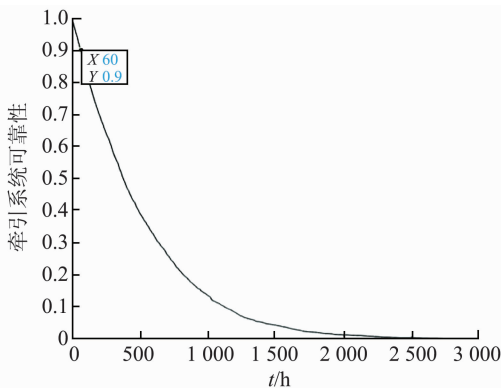


图4 牵引系统可靠性曲线

Fig. 4 Reliability curve of traction system

## 4 结束语

本文通过建立故障树确定了引发系统故障的最小割集,同时通过蒙特卡洛仿真法借助 Matlab 仿真

软件求解出各底层事件的重要度,并由此分析出引发系统故障的关键部分,即分流导线故障、绝缘子故障、FVMD故障、牵引模块故障。与传统方法相比,本文的方法更加简单直观,而且减少了计算的复杂性,在实际应用中可以极大地节省人力和财力。仿真计算结果与现场数据具有一致性,而且也将为地铁牵引系统的可靠性设计、故障诊断以及日常维修提供了参考。

## 参考文献

- [1] 李小波,褚敏,陆朱剑,等. 基于马尔科夫奖励过程的牵引系统可靠性评估[J]. 智能计算机与应用,2020,10(2):99-102,106.
- [2] 江现昌,邹庆春. 基于 FMEA 法的地铁车辆牵引系统设备运维研究[J]. 现代城市轨道交通,2020(1):26-29.
- [3] 宋永丰,陆阳,李杰波,等. CRH3C 型动车组牵引传动系统可靠性建模与指标分配[J]. 铁道机车车辆,2013,33(5):75-79.
- [4] 燕春光,李旭,郭云健. CRH3C 牵引系统冗余优化研究[J]. 机电产品开发与创新,2017,30(6):13-15.
- [5] 张小辉,何杰,过秀成,等. 基于 Monte Carlo 仿真的地铁车辆系统可靠性研究[J]. 交通运输工程与信息学报,2010,8(1):50-55.
- [6] 孟冬辉,刘志刚,刁利军,等. 基于 Markov 模型的高速列车牵引传动系统可靠性评估[J]. 铁道学报,2016,38(8):23-27.
- [7] 焦生. 深表土层冻结壁可靠性设计理论与方法体系研究[D]. 青岛:山东科技大学,2007.
- [8] 苏晓勤. 故障树分析算法改进研究与实现[D]. 天津:河北工业大学,2005.
- [9] SYED Z, LAWRYSHYN Y. Risk analysis of an underground gas storage facility using a physics-based system performance model and Monte Carlo simulation[J]. Reliability Engineering & System Safety,2020,199:106792.
- [10] 胡川. 动车组故障树—蒙特卡洛仿真分析与可靠性试验抽样方案研究[D]. 北京:中国铁道科学研究院,2013.

(上接第63页)

- [5] 都文龙. 基于多尺度级联沙漏网络的人体姿势估计[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2019.
- [6] 陈汝峰,谢鹏飞,彭成,等. 基于 OpenPose 的人体姿态检测系统设计及实现[J]. 电子世界,2020(17):183-184.
- [7] 曹青峰. 基于深度学习的人体骨架动作识别[D]. 徐州:中国矿业大学,2020.
- [8] YANG Haiwei, JIANG Peilin, WANG Fei. Multi-view-based pose estimation and its applications on intelligent manufacturing[J]. Sensors,2020,20(18):5072.
- [9] MIURA T, SAKO S. 3D human pose estimation model using location-maps for distorted and disconnected images by a wearable omnidirectional camera[J]. IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications,2020,12(1):4160-4169.
- [10] 赵康. 利用稀疏编码结合深度学习的人体姿态估计[J]. 信息技术,2020,44(9):61-65,69.
- [11] BASTIAN B T, VICTOR J C. Detection and pose estimation of auto-rickshaws from traffic images[J]. Machine Vision and

Applications,2020,31(6):393-403.

- [12] LI Yang, LI Kan, WANG Xinxin, et al. Exploring temporal consistency for human pose estimation in videos[J]. Pattern Recognition,2020,103(1-3):107258.
- [13] BENZINE A, LUVISON B, PHAM Q C, et al. Single-shot 3D multi-person pose estimation in complex images[J]. Pattern Recognition,2020,112(1-2):107534.
- [14] BIN Yanrui, CHEN Zhaomin, WEI Xiushen, et al. Structure-aware human pose estimation with graph convolutional networks[J]. Pattern Recognition,2020,106:107410.
- [15] ZHENG Guanghui, WANG Suyu, YANG Bin. Hierarchical structure correlation inference for pose estimation[J]. Neurocomputing,2020,404:186-197.
- [16] YANG Xiaohan, LI Xiaojuan, GUAN Yong, et al. Overfitting reduction of pose estimation for deep learning visual odometry[J]. China Communications,2020,17(6):196-210.