

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.01.018

基于大数据的电梯故障诊断与预测研究^{*}

陈志平¹, 汪 赞¹, 张国安², 李春光¹, 李哲威¹, 何 平¹

(1. 杭州电子科技大学 机械工程学院, 浙江 杭州 310018; 2. 绍兴市特种设备检测院, 浙江 绍兴 312071)

摘要: 为了研究大数据分析方法和在电梯故障诊断与预测中的可行性, 首先收集了海量的电梯检验数据, 并对其中有关电梯轿厢振动的数据进行了特征参数的提取; 然后构建了采用大数据分析方法和预测电梯故障隐患的总体方案, 通过监督学习与非监督学习的数据挖掘手段, 对所提取到的电梯轿厢振动特征参数进行了充分的数据挖掘与分析, 找出了电梯机械系统各种故障隐患与电梯运行时轿厢振动监测信号之间的内在关系, 最终根据电梯轿厢振动特征量的大小及其变化趋势, 诊断和预测电梯机械系统的各种故障隐患。研究结果表明: 大数据分析方法和可准确地对电梯机械系统故障进行诊断与预测。

关键词: 电梯; 故障诊断与预测; 大数据; 监督学习; 非监督学习

中图分类号: TP391.5

文献标志码: A

文章编号: 1001-4551(2019)01-0090-05

Research of big-data-based elevator fault diagnosis and predication

CHEN Zhi-ping¹, WANG Zan¹, ZHANG Guo-an², LI Chun-guang¹, LI Zhe-wei¹, HE Ping¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China;

2. Shaoxing Special Equipment Inspection Institute, Shaoxing 312071, China)

Abstract: Aiming at applying big data analysis methods into elevator fault diagnosis and prediction, first, a large number of elevator inspection data was collected, and feature parameters related to car vibration were extracted from the inspection data. Then, the overall scheme was presented. By using supervised and unsupervised learning methods, data mining and analysis were conducted on the extracted feature parameters to find out the intrinsic relationship between the faults of elevator mechanical system and the car vibration signal. Finally, the elevator mechanical system faults could be diagnosed and predicted according to the magnitude of vibration characteristics and their changing trends. The results indicate that big data analysis method can be used to accurately diagnose and predict the failure of elevator mechanical system.

Key words: elevator; fault diagnosis and predication; big data; supervised learning; unsupervised learning

0 引 言

近年来,随着我国电梯总量的快速上升,电梯的安全管理与维修保养问题日益突出。据统计,2016年国家质检总局共整治故障隐患电梯近4万台,但仍然发生了48起电梯事故,造成41人死亡^[1]。因此,研究如何及时便捷地发现、识别和定位电梯故障隐患,具有重要意义。

当前,学者对电梯的自动故障诊断进行了广泛研究。东北大学的王海波^[2],通过采集电梯运行时的相

关参数实时信息,结合模糊理论与神经网络理论,对电梯控制系统几种典型故障的诊断进行了研究,但没有涉及机械系统故障隐患诊断。浙江大学的王志平^[3],利用电梯运行特征大数据,挖掘出故障隐患信息,结合模糊BP神经网络,专门研究了高速电梯的急停故障快速诊断,但没有对故障发生前的预测方法进行探究。昆明理工大学的易士琳^[4],通过采集电梯振动信号,提取相关特征参数,研究了电梯振动加速度与电梯导轨故障之间的关系,但采集的数据较少。总之,当前对

收稿日期: 2018-05-26

基金项目: 绍兴市科技计划资助项目(2015B70026)

作者简介: 陈志平(1970-),男,浙江龙游人,教授,硕士生导师,主要从事光机电一体化方面的研究。E-mail: chen_zp@hdu.edu.cn

于如何有效利用电梯实时监测系统中海量数据,从而更好地进行故障诊断与预测,没有形成一套完整的理论。但在其他领域,学者们^[5-8]对海量数据的分析处理研究已取得了较大的成果。

本文将基于大数据分析方法和电梯机械系统故障进行准确的诊断与预测。

1 电梯检验数据特征提取

1.1 数据筛选

电梯检验大数据的数据种类多、数据量大,如图1所示。

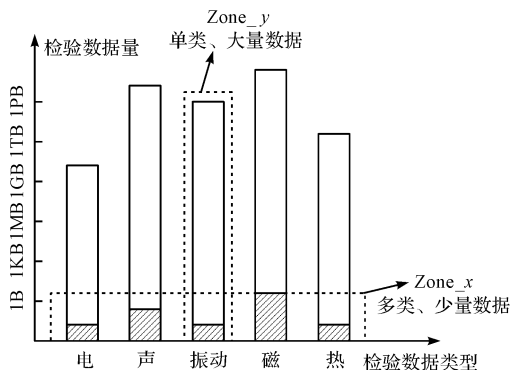


图1 电梯检验大数据

这些数据的异常变化都与电梯故障存在一定的关联。但在工程实际中,尚未实现对电梯检验大数据的全部利用。有研究人员采集了包括机械、电力、调速控制和安全保护等4个方面,滑距、拉力、转速、电流和速度等5种数据的电梯检验数据样本;优化了BP神经网络理论,对这些不同种类的数据进行综合,进行电梯故障诊断^[9];但是由于所采集的数据类别十分有限,且各类数据的量也较少,据此建立的每类数据与故障之间的关系模型的可信度不高,且当各类数据诊断结果之间存在较大差别时,其对最终诊断结果的权值不易分配。

由于目前电梯各类数据特征与故障之间的关系模型尚不成熟,本文提出应先着眼于采集单类、大量数据,即图1中Zone_y所示区域的数据,对其进行充分挖掘,构建较为完善的电梯“故障—特征”关系模型。

鉴于电梯异常振动与其机械系统故障紧密相关,本文通过提取电梯检验大数据中的振动数据来进行故障诊断。在电梯系统中,由于其他部件的振动可以看成是电梯轿厢振动的激励源,对电梯的振动研究可以简化为对电梯轿厢的振动研究。

1.2 振动特征提取

电梯轿厢振动可分为垂直方向振动和水平方向振

动,所以电梯振动特征的提取,包括轿厢振动垂直方向、水平方向的时频域分析。

电梯轿厢振动时域指标包括时域无量纲指标和时域有量纲指标,时域无量纲指标包括电梯轿厢振动信号脉冲、峭度、裕度、峰值与波形等,时域有量纲指标包括电梯轿厢振动信号均方根值、均方值、最小值以及最大值等。由于电梯的曳引机转速、轿厢负载、控制系统灵敏度等运行状态随时间不断变化,所以时域有量纲指标为时变量,不利于实际工程应用,故本文采用时域无量纲指标来进行故障诊断。

所提取的垂直与水平振动时域特征包括:

(1) 电梯轿厢振动信号波形因数:

$$S = \frac{X_p}{\bar{X}} \quad (1)$$

式中: X_p —振动信号波峰值; $\bar{X}$ —振动信号均值。

(2) 电梯轿箱振动信号波峰因数:

$$C = \frac{X_p}{X_{rms}} \quad (2)$$

式中: X_{rms} —振动信号均方根值。

1.3 频域分析

先利用傅里叶变换将电梯轿箱振动信号从时域变至频域,然后划分谐波分量,绘制频率谱线图,以此得到电梯轿箱振动幅值、相位和信号频率结构等信息,最终达到提取振动频域特征的目的。

电梯轿厢垂直与水平振动频域分析包括:

(1) 电梯轿箱垂直/水平振动信号傅里叶频谱分析。对垂直/水平振动信号 $x(t)$ 的傅里叶变换可表达为:

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) e^{-i2\pi ft} dt \quad (3)$$

(2) 电梯轿箱垂直/水平振动信号功率谱分析。电梯轿箱垂直/水平振动信号频率结构可通过功率密布来进行描述,分为自功率和互功率。自功率谱密度即为信号能量在频域中的分布:

$$G_x(f) = 2S_x(f) = 2 \int_{-\infty}^{+\infty} R_x(\tau) e^{-i2\pi f\tau} d\tau \quad (4)$$

式中: $R_x(\tau)$ —自相关函数; $S_x(f)$ —自功率谱密度函数。

(3) 电梯轿箱垂直/水平振动信号倒频谱分析。其基本功能为复杂频谱图的周期成分分析,即:

$$C_x(t) = |F[\lg G_x(f)]|^2 = \left| \int_{-\infty}^{+\infty} \lg G_x(f) e^{-i2\pi ft} df \right|^2 \quad (5)$$

通过上述频域分析,可以计算得到重心频率FC、均方频率MSF、均方根频率RMSF以及频率方差VF等频域指标。

本文采用基于奇异值分解优化的局部均值分解法^[10]提取电梯轿厢振动时频域特征。局部均值分解的实质是从电梯轿厢原始振动信号中分离出振动纯调频信号和振动包络信号,将两者相乘便可以得到有实际物理意义的 PF(Product Function) 分量,然后进行迭代处理,将所有的 PF 分量都分离出来。对某一电梯轿厢振动信号 $S(t)$,其处理结果为:

$$S(t) = \sum_{p=1}^k PF_p(t) + u(t) \tag{6}$$

式中: $u(t)$ — 电梯轿厢振动信号残余分量。

2 电梯故障大数据分析

电梯常见故障有两种,即机械系统故障和电气控制系统故障,通常前者造成的后果较为严重。本文主要针对电梯机械系统故障与轿厢振动特征参数之间的关系来展开研究。在导致机械系统故障的众多原因中,导靴磨损严重、导轨润滑不良、钢丝绳疲劳过度和紧固螺栓松动等较为常见。这些故障原因都与电梯振动存在一定的关联性。

2.1 大数据分析总体方案

电梯大数据分析的主要任务是进行电梯检验数据挖掘,它主要包含 3 个部分:数据准备、规律寻找和规律表示。

本文根据电梯自学习式故障诊断原理进行电梯故障诊断与预测,如图 2 所示。

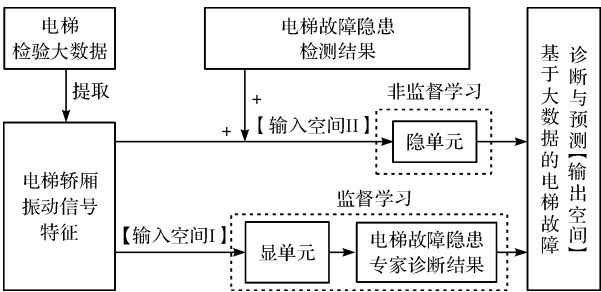


图 2 电梯自学习式故障诊断原理

图 2 中从电梯检验大数据到输入空间 I(电梯轿厢振动信号特征)和输入空间 II(电梯轿厢振动信号特征 + 电梯故障隐患检测结果),即为大数据分析的数据准备部分;两条监督学习和非监督学习的自学习式数据分析路径,即为大数据分析的规律寻找部分;输出空间为大数据分析的规律表示部分。非监督学习采用聚类分析方法,用于寻找和构建电梯“故障—特征”关系模型;监督学习则采用回归分析方法,可用于预测电梯故障隐患。

2.2 非监督学习

在大数据分析中,非监督学习实质是一种归纳性数据挖掘手段。常见的非监督学习方法有聚类分析、关联规则挖掘等,本文采用聚类分析作为电梯故障分析的非监督学习方法。

聚类分析中,所有的输入属性都被平等对待。聚类算法可以通过多次迭代来构建电梯故障诊断模型,当模型收敛时算法停止。假设提取了一批关于电梯轿厢振动信号的特征数据:

$$\text{特征 1} = A_1, A_2, A_3, \cdots, A_{21},$$

$$\text{特征 2} = B_1, B_2, B_3, \cdots, B_{21},$$

其中:特征 1,特征 2——一条电梯轿厢振动数据中的振动特征分类,电梯特征分类张成的空间称为“电梯故障诊断特征空间”或“电梯故障诊断输入空间”; $[A_i, B_i](i = 1, 2, 3, \cdots, 21)$ ——编号为 i 的电梯轿厢振动数据中的振动特征值向量,为描述方便,以下简称“特征向量”。

通过电梯轿厢振动信号的特征来判断电梯是否运行正常(不存在故障),仅仅根据前面的数据显然是不够的。要建立符合要求的电梯故障诊断/预测模型,还需要获得训练样本的“结果”信息,例如“特征向量 $[A_1, B_1] \rightarrow C_1$ (正常/无故障)”“特征向量 $[A_2, B_2] \rightarrow C_2$ (故障 1)”“特征向量 $[A_3, B_3] \rightarrow C_3$ (故障 2)”。这里关于训练样本结果的信息,例如“正常”“故障 1”“故障 2”,称为“标记”。拥有了标记信息的电梯轿厢振动特征数据,称为“诊断样例”,这样可以构成新的特征向量 $[A_i, B_i, C_i]$ 。在这里,把标记信息“正常”“故障 1”“故障 2”不作为训练样本的结果信息,而是等同地将其与电梯轿厢振动特征数据一起放入训练样本中,所构成新的特征向量可能对应一些潜在的关系划分。这样的的大数据分析过程,称为“聚类分析”。

将上述新的特征向量的各分量进行归一化后,标记在空间坐标系中,可以得到一个简单的输入空间数据集,如图 3 所示。

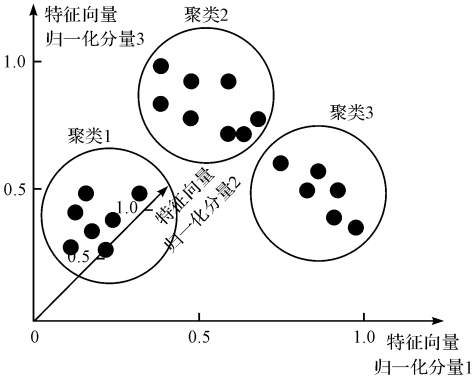


图 3 轿厢振动特征部分参数聚类分析结果

图3中包含3个属性,基于这3个属性值,聚类分析中利用马氏距离算法可以把这个数据集划分为3类(在本例中,3类即为3个水平面)。聚类1是低特征1、低特征2的正常数据集,聚类2是高风险特征1、高风险特征2的故障1数据集,聚类3是高风险特征1、低特征2的故障2数据集。于是,可以认为:特征1高于正常值时,电梯可能存在故障2,若同时特征2也高于正常值,则电梯可能存在故障1。

2.3 监督学习

若要诊断/预测的是离散值,例如“正常”“故障1”“故障2”,此类大数据分析任务称为“分类”;若要诊断/预测的是连续值,例如故障1风险系数0.95、0.67、0.31,此类大数据分析任务称为“回归”。要实现电梯故障的大数据分析预测,需要采用监督学习,利用回归分析的方法,根据电梯轿厢振动历史监测数据,给出某一故障发生的风险系数。故障风险系数是对故障发生可能性的一种判断指标,本文的电梯机械系统故障风险系数计算方法如下:

故障*i*所对应的电梯轿厢振动特征向量为 $[A_i, B_i, C_i, \dots]$,根据实际大数据分析结果需要,取其*k*范数($k=1,2,3,\dots,\infty$),为 Norm_k 。与无故障时对应的特征向量 $[A_0, B_0, C_0, \dots]$ 的*k*范数 Norm_0 的差值为 $\text{Norm}_k - \text{Norm}_0$,将这一差值归一化后,即为故障*i*风险系数。电梯故障风险预测曲线如图4所示。

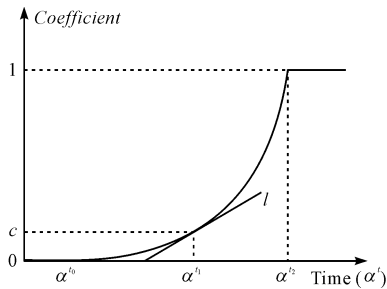


图4 电梯故障风险预测曲线

当故障*i*发生时($t=t_2$),其故障风险系数值为1;当故障*i*尚未发生且排障时间恰好充足时($t=t_1$),其故障风险系数值为某一临界值*c*。其中: t_0 —指从电梯安装完成到故障隐患征兆产生前的正常运行时间。

一般地,令 $D=\{x_1,x_2,\dots,x_m\}$ 表示包含*m*条电梯轿箱振动特征数据的数据集,每条电梯轿箱振动特征数据由*d*个特征分类描述(例如上述振动数据使用了3个特征分类),则每条电梯轿箱振动特征数据 $x_i=[x_{i1},x_{i2},\dots,x_{id}]$ 是*d*维样本空间 χ 中的一个向量。其中, $x_i\in\chi,x_{ij}$ 是 x_i 在第*j*个特征分类上的取值(例如上述第3条电梯轿箱振动数据在第2个特征分类下的特征值为 B_3),*d*是样本数据 x_i 的维数。一般地,电梯故障预测任务就是希望通过对训练集 $\{(x_1,y_1),(x_2,y_2),\dots,(x_m,y_m)\}$ 进行学习,建立一个从输入空间 χ 到输出空间 γ 的映射 $f:\chi\rightarrow\gamma$ 。

3 实验及结果分析

在实际情况中,振动特征向量的维度*d*可根据工程需要来决定。考虑到振动信号的可靠性与传感器的安放位置、被测电梯的工作环境等有很大关系,本研究将3个三轴加速度传感器分别放置在轿厢的轿底、对门轿厢壁和近门轿厢壁的中央,计算时分别取对应的*Z*、*X*和*Y*方向上的振动数据;被测电梯应处于半载工作状态,非故障相关噪声小(低于65分贝)。

在对大批故障检测数据的分析基础上,得到射模型分量 $f:\chi_1\rightarrow\gamma_1$ (垂直振动特征向量的1范数与“导轨磨损严重”隐患正相关)。随后对某一批电梯进行长期监测用于故障预测验证。下面是对某市部分电梯长期监测得到的结果,其轿厢垂直特征向量*I*包含3个特征分类(归一化波形因数差值、归一化波峰因数差值和归一化峭度指标差值)。

小区“导轨磨损严重”电梯监测结果如表1所示。

表1 小区“导轨磨损严重”电梯监测结果

时间	轿厢垂直振动特征向量 <i>I</i> (01-14)	轿厢垂直振动特征向量 <i>I</i> (02-06)	轿厢垂直振动特征向量 <i>I</i> (03-01)	轿厢垂直振动特征向量 <i>I</i> (05-07)
...	...	...	...	...
2017/06/29	[0.02,0.12,0.02]	[0.01,0.09,0.02]	[0.01,0.07,0.02]	[0.05,0.11,0.04]
2017/06/30	[0.02,0.12,0.03]	[0.01,0.08,0.02]	[0.01,0.06,0.03]	[0.05,0.11,0.04]
2017/07/01	[0.07,0.15,0.11]	[0.10,0.16,0.12]	[0.06,0.13,0.13]	[0.12,0.19,0.15]
...	...	...	...	...
2017/07/05	[0.19,0.33,0.21]	[0.21,0.37,0.25]	[0.18,0.31,0.20]	[0.20,0.41,0.21]
...	...	...	...	...
2017/07/13	[0.21,0.53,0.43]	[0.23,0.58,0.48]	[0.20,0.52,0.44]	[0.23,0.58,0.52]
...	...	...	...	...
2017/07/29	[0.23,0.57,0.94]	[0.23,0.56,0.97]	[0.21,0.57,0.90]	[0.25,0.58,0.93]

表 1 中列出的电梯皆为最终故障隐患监测时,发现有“导靴磨损严重”这一隐患的电梯。表中“01-14”表示被监测电梯所在小区编号为 01,在该小区内的电梯编号为 14,其余可依此类推。长期监测结果表明:上述 4 个电梯轿厢的振动信号特征向量变化情况满足映射模型 $f:\boldsymbol{x}_1\rightarrow\boldsymbol{y}_1$,在电梯故障隐患发生前,已通过大数据分析获得该映射模型,可以预测上述 4 个电梯存在“导靴磨损严重”隐患,应当告诉电梯维保部门及早加以必要的维护和管理,从而避免其演化为事故。

4 结束语

本文研究了通过在时域、频域以及时频域内对电梯轿厢振动信号特征进行提取,利用大数据分析手段,采用监督学习和非监督学习相结合的方式,综合运用聚类分析与回归分析方法,实现了对电梯故障隐患的快速精准诊断和预测。

下一阶段,本研究将通过挖掘轿厢中的音频数据特征与电梯机械系统故障之间的对应关系来进一步验证大数据分析电梯故障隐患方法的可行性。

参考文献 (References):

[1] 国家质检总局. 质检总局关于 2016 年全国特种设备安全状

况情况的通报[J]. 中国特种设备安全,2017,33(4):1-5.

[2] 王海波. 基于模糊神经网络的电梯实时监控和在线故障诊断的研究[D]. 沈阳:东北大学信息科学与工程学院,2013.

[3] 王志平. 基于高速电梯运行特征大数据分析的急停故障诊断技术及应用[D]. 杭州:浙江大学机械工程学院,2016.

[4] 易士琳. 基于振动特征提取的电梯故障诊断方法研究[D]. 昆明:昆明理工大学信息工程与自动化学院,2016.

[5] 周 苏,冯婵璟,王硕苹,等. 大数据技术与应用[M]. 北京:机械工业出版社,2016.

[6] 江秀臣,盛戈皞. 电力设备状态大数据分析的研究和应用[J]. 高电压技术,2018,44(4):1041-1050.

[7] 陶盈春,张红丽,徐 健. 异常值探测在大数据分析中的应用研究[J]. 情报科学,2018,36(3):75-80.

[8] 林旭川,吴开来,陈祎安. 以大数据视角看地震工程研究[J]. 地震工程与工程振动,2017,37(3):120-126.

[9] 冯 鑫,夏洪山,冯月贵,等. 基于遗传神经网络的电梯故障诊断技术研究[J]. 起重运输机械,2017(1):28-32.

[10] 陶 然,许有才,邓方华,等. 基于 SVD 优化 LMD 的电梯导靴振动信号故障特征提取[J]. 振动与冲击,2017,36(22):166-171.

[编辑:张 豪]

本文引用格式:

陈志平,汪 赞,张国安,等. 基于大数据的电梯故障诊断与预测研究[J]. 机电工程,2019,36(1):90-94.

CHEN Zhi-ping, WANG Zan, ZHANG Guo-an, et al. Research of big-data-based elevator fault diagnosis and predication[J]. Journal of Mechanical & Electrical Engineering, 2019,36(1):90-94.

《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>