



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

基于交叉熵算法的高速铁路
车辆—轨道系统识别

资助项目：国家自然科学基金
(编号：51578140)

姓 名： 杨桂权
学 号： 1432186
所在院系： 土木工程学院
学科门类： 工 程
学科专业： 建筑与土木工程
指导教师： 唐和生 副教授

二〇一七年六月



同濟大學
TONGJI UNIVERSITY

A dissertation submitted to
Tongji University in conformity with the requirements for
the degree of Master of Engineering

Identification of Vehicle - Track System for High - speed Railway Based on Cross Entropy Algorithm

Project Supported by the National Natural Science Foundation of
China
(Grant No: 51578140)

Candidate: Yang Guiquan

Student Number: 1432186

School/Department: School of Civil Engineering

Discipline: Engineering

Major: Architectural and Civil Engineering

Supervisor: Tang Hesheng

June, 2017

基于交叉熵算法的高速铁路车辆轨道系统识别

杨桂权

同济大学

学位论文版权使用授权书

本人完全了解同济大学关于收集、保存、使用学位论文的规定，同意如下各项内容：按照学校要求提交学位论文的印刷本和电子版本；学校有权保存学位论文的印刷本和电子版，并采用影印、缩印、扫描、数字化或其它手段保存论文；学校有权提供目录检索以及提供本学位论文全文或者部分的阅览服务；学校有权按有关规定向国家有关部门或者机构送交论文的复印件和电子版；在不以赢利为目的的前提下，学校可以适当复制论文的部分或全部内容用于学术活动。

学位论文作者签名：

年 月 日

同济大学学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交的学位论文，是本人在导师指导下，进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本学位论文的研究成果不包含任何他人创作的、已公开发表或者没有公开发表的作品的内容。对本论文所涉及的研究工作做出贡献的其他个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本学位论文原创性声明的法律责任由本人承担。

学位论文作者签名：

年 月

摘要

高速铁路作为重要的客运交通方式,对我国的经济发展有着至关重要的影响。随着高速铁路发车频次和列车运行速度的大幅提升,列车和轨道线路的负荷逐渐增大,进而引起列车和轨道结构损伤加剧,影响运行的安全性和乘坐的舒适性。因此,通过运营列车振动数据实现对列车和轨道结构参数以及轨道不平顺的实时监测,对于保证列车运行安全和合理制定维修计划具有重要意义。

本文针对车轨耦合系统复杂,轨道不平顺检测成本高、精度差等问题,建立基于交叉熵算法的列车和轨道结构参数以及轨道垂向不平顺识别方法。研究工作主要包括以下内容:

(1) 推导交叉熵算法的求解过程,并给出交叉熵算法全局化最优搜索的计算步骤。

(2) 依据中国高速铁路 CRH380AL 高速列车和 CRTSII 型板式无砟轨道系统,结合车轨耦合动力学,构建了 1/4 车辆—轨道耦合模型。

(3) 建立基于组合型交叉熵算法的列车结构参数和轨道结构参数识别方法,并讨论了不同程度测量噪声和轨道对识别结果的影响。通过数值模拟,得到了车厢和转向架加速度测量数据,并由此实现了对列车和轨道结构参数的识别。

(4) 建立基于短时组合型交叉熵算法的轨道垂向不平顺识别方法。讨论了不同程度测量噪声对识别结果的影响,并给出在噪声影响下的优化识别方法。建立了列车结构参数和轨道垂向不平顺同时识别流程。通过数值模拟实现了在噪声环境下以及列车结构参数存在未知数情况下的轨道垂向不平顺识别。

关键词: 高速列车、结构参数识别、轨道垂向不平顺识别、交叉熵算法

ABSTRACT

As a crucial part of transport, high-speed rail plays a vital role in economic development of China. With the increase of the high-speed rail departure frequency and the train speed, the load of the train and the track is gradually increased. As a consequence, the train and the track structure will be damaged, which then will affect the safety and comfort of high-speed rail. Therefore, real-time monitoring of train-track structure parameters and track irregularity using the train vibration data is of great significance to ensure the safe operation of train and the development of maintenance plan.

Due to the great complexity of the train-track system as well as the high-cost and poor-precision of track irregularity detection, the cross entropy algorithm based system identification method was developed in this paper. The research work mainly includes the following contents:

(1) The cross entropy algorithm was reviewed and the cross entropy algorithm based global optimization method was presented.

(2) According to the CRH380AL high speed train and CRTSII slab ballastless track system, the quarter vehicle-track coupling model was established.

(3) The combinational cross entropy algorithm for identification of the train-track structure parameters was developed. The influences of different measurement noise and different track on the identification results was discussed. The identification of parameters of train-track structure was achieved by the vehicle and bogie acceleration data that were computed by numerical simulation.

(4) The short-time combinational cross entropy algorithm for identification of train structure parameters and track vertical irregularity was presented. The influence of different measurement noise on the identification results was discussed. The identification process of the train structure parameters and the vertical irregularity of the track was developed. The train structure parameters and track vertical irregularity was identified in noise environment by numerical simulation.

Key Word: High-speed trains, Structural parameter identification, Track irregularity estimation, Cross entropy algorithm

目录

第 1 章 绪论.....	1
1.1 选题背景及意义.....	1
1.2 列车和轨道结构参数识别.....	2
1.2.1 列车和轨道结构参数研究现状.....	3
1.2.2 列车和轨道结构物理参数识别方法.....	3
1.3 轨道不平顺检测.....	5
1.3.1 静态检测方法.....	5
1.3.2 动态检测方法.....	5
1.3.3 基于车辆振动信号的轨道不平顺识别方法.....	7
1.3.4 现行轨道检测中的问题.....	8
1.4 交叉熵算法发展概况.....	9
1.5 本文的主要研究内容.....	10
第 2 章 基于组合型交叉熵优化算法的系统识别方法.....	13
2.1 引言.....	13
2.2 交叉熵算法基本原理.....	13
2.2.1 小概率事件的交叉熵算法.....	13
2.2.2 基于交叉熵算法求解函数极值问题.....	17
2.3 基于组合型交叉熵算法的系统参数识别方法.....	18
2.3.1 组合型交叉熵算法推导与计算步骤.....	18
2.3.2 确定样本量和迭代次数.....	21
2.4 短时组合型交叉熵算法.....	25
2.4.1 短时组合型交叉熵算法识别流程.....	25
2.4.2 确定窗口未知量个数.....	27
2.5 本章小结.....	28
第 3 章 基于组合型交叉熵算法的列车和轨道结构参数识别.....	31
3.1 引言.....	31
3.2 车辆—轨道垂向耦合模型的动力学方程的建立.....	31
3.2.1 车辆—轨道耦合模型.....	31
3.2.2 车辆动力学方程.....	34
3.2.3 轨道动力学方程.....	35
3.2.4 车辆—轨道垂向耦合关系.....	39
3.3 轨道随机不平顺.....	40
3.3.1 中国高速铁路无砟轨道谱.....	41
3.3.2 轨道随机不平顺时域样本的数值模拟方法.....	41

3.4 振动信号中的噪声模拟.....	43
3.5 列车和轨道结构参数识别.....	45
3.5.1 列车结构参数识别.....	45
3.5.2 轨道结构参数识别.....	47
3.5.3 列车和轨道结构参数同时识别.....	49
3.6 不同轨道输入对识别结果的影响.....	51
3.7 本章小结.....	53
第 4 章 基于短时组合型交叉熵算法的轨道垂向不平顺识别.....	55
4.1 引言.....	55
4.2 轨道垂向不平顺识别.....	55
4.2.1 轨道垂向不平顺识别流程.....	55
4.2.2 不同噪声影响下轨道垂向不平顺识别.....	56
4.2.3 识别结果分析.....	57
4.3 滤除趋势项的优化识别方法.....	59
4.3.1 SNR=50dB 优化结果.....	59
4.3.2 SNR=30dB 优化结果.....	60
4.3.3 优化结果分析.....	61
4.4 列车结构参数未知情况下轨道垂向不平顺识别.....	62
4.4.1 列车结构参数和轨道垂向不平顺识别流程.....	62
4.4.2 识别结果分析.....	63
4.5 本章小结.....	65
第 5 章 总结与展望.....	67
5.1 本文工作总结.....	67
5.2 进一步的研究工作.....	67
致谢	69
参考文献.....	70
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果.....	73

第1章 绪论

1.1 选题背景及意义

随着国家的快速发展,铁路运输系统对经济增长的贡献达到了史上空前的高度,中国高速铁路作为客运交通的主要方式之一,对我国以及全世界都起着至关重要的影响。根据国务院于2016年6月审议通过的《中长期铁路网规划》^[1],在十三五建设期间,中国铁路建设投资将超2.8万亿元,到2020年,全国铁路营业里程将达到10万公里,建成“四纵四横”快速客运通道及3个区域城际快速客运系统。

伴随着铁路系统的快速建设,列车运行速度和乘坐舒适型也在日益提高。目前中国高铁运行限速300公里/小时,设计时速可达350公里/小时。随着列车提速,列车车辆与轨道结构之间的动态相互作用也逐渐增强,因而会引发强烈的震动和严重的动力疲劳破坏。特别是列车载重越大时,这种动力作用就越明显,列车对轨道结构的破坏也更加严重^[2-5]。与此同时,列车的运行速度越高,对列车的安全运行要求以及运行舒适性要求也要相应提高。既要保证列车在高速运行下不发生明显颠簸和脱轨,又要保证列车运行全程要保持良好的乘坐舒适性,因而对列车和列车轨道的要求也越来越高。

轨道在列车轨道系统中起着支撑和导向的作用,轨道的结构和支撑方式决定了它在列车移动载荷反复作用和自然地质环境变化的作用下容易发生几何形位状态的改变,形成轨道不平顺。轨道不平顺短波成分将引起轮轨系统高频振动,降低轮轨部件寿命并且引发轮轨噪声污染环境^[6];不平顺中长波将会引起车体共振,降低列车平稳性和乘坐舒适度;极端情况下会引发列车脱轨或倾覆^[7,8]。因此,为了确保轨道列车运行的安全性、平稳性和舒适性,必须控制运营列车和轨道平顺状态。

轨道不平顺的监测和控制对于铁路运输有着极其重要的意义,全面精确掌握线路的平顺状态一方面可以指导线路养护及时消除安全隐患,另一方面可以将实测的轨道不平顺作为列车车辆结构参数及悬挂参数测量的输入激励,时刻监测列车测量的自身的结构安全状态。目前,对于轨道不平顺的检测主要以专门的轨道检测车为主,手推轨检小车和人工手动辅助检测的方式完成。手推小车和人工观测的方法主要针对的是静态轨道几何不平顺的检测,其检测效率低且不能体现轮轨动力作用。轨道检测车测量结果是在轮重作用下静态轨道不平顺和动力不平顺的叠加,更加真实地反映轨道的平顺状态^[9]。然而,轨道检测车测量原理复杂,

系统由光纤陀螺仪、激光位移传感器和摄像机等精密仪器构成，存在造价昂贵、维护成本高、需要专门的技术人员操作和维护等缺点，并且相对于我国庞大的且不断激增的路网里程，轨道检测车的配备严重不足，导致同一路段前后两次轨道检测周期过长，实际中某些类型的轨道不平顺的孕育和发展可能在短短数天或者数周内完成，过长的检测周期将导致无法及时发现新生病害，致使其不断发展和恶化。轨道检测车的运用需要独自占用线路运营时间，就目前高速及高密度的运输组织而言，显然是不经济的。轨道检测车的测量结果虽然体现了轮轨动力作用下的动态不平顺，然而毕竟轨道检测车从运行方式、开行速度、轴重及结构和动力学参数等与运营车辆存在较大的差异，因此轨道检测车的测试结果实质上存在着一定的失真。

利用车载测试技术，以运营列车为载体，对轨道状态进行监测的技术在世界范围内方兴未艾，尤其日本等国相关研究最为活跃。以运营列车为载体，不需要购置专门的轨道检测车，无需专职人员操作，不需要占用运营时间，大幅降低了经济成本。运营列车一般具有固定线路频繁往返开行的特性，可以实现对轨道的全天候连续化监测，同时克服了轨道检测车与实际运营列车结构参数等差异引起的测量误差。

随着传感器技术、嵌入式技术和无线通信技术等一批高新技术的发展和带动，铁路装备制造业尤其以高速动车组技术为代表的铁道列车制造领域，融入了诸多先进的科技成果，列车内部植入了大量的门类繁多的传感器件，结合车载通讯总线或者无线局域网络组成了感知网络和节点，能够对列车自身的运行品质、健康状况和周围环境的实时温湿度、侧风等级等进行数据采集与分析，对可能出现的故障和危险状态进行预警，最大程度地减小事故和灾害造成的生命财产损失。相对于专门的轨道检测车而言，普通运营列车加装振动信号测试系统，无需改变列车的结构且构成简单、成本相对低廉。因为机械振动是工程界普遍存在的物理现象，而振动测试往往是工况监测和机械故障诊断的重要手段，振动信号中往往隐含着系统的动态特征和变化规律，因此利用有效的信号处理方法可以挖掘出这些信息。

因此，寻找到一种能基于普通运营列车振动信号，对列车结构、轨道结构以及轨道不平顺进行估计的方法，将具有极大的社会效益。

1.2 列车和轨道结构参数识别

由于高速列车的运行特点，列车在高速运行时会出现磨耗、剧烈振动从而导致结构参数发生蜕变。列车由于长时间高强度的运行，这种蜕变逐渐累积恶化，

列车关键结构构件出现损伤导致结构参数发生较大变化,从而影响列车的行驶安全。与此同时,由于长期受到列车运行产生的动荷载作用,轨道结构也会出现损伤,也会导致严重的安全事故。为了评估高速列车和轨道的安全运行状态以及对高速列车和轨道进行健康维护,对高速列车和轨道的结构参数进行有效的监测与评估显得尤为重要。列车和轨道的结构参数还决定着结构的动力学特性,其在结构的建模、模型修正以及轨道不平顺识别等方面都起着重要的作用。因此,做好列车结构参数和轨道结构参数的准确识别具有极强的现实意义。

1.2.1 列车和轨道结构参数研究现状

传统的列车和轨道结构参数检测技术一般属于静力和局部检测技术,通常只能对结构或构件的某一局部进行检测,但是由于列车和轨道体积庞大、结构复杂、构件多,且结构中很多构件都是隐蔽状态,因此传统的检测技术不仅不能对列车结构进行整体测试,而且在局部构件的检测中也存在诸多问题,因此传统方法的实用性受到了很大的限制^[10,11]。为了弥补上述结构检测方法的缺陷,同时受机械航天领域故障诊断的启发,基于结构动力响应的识别方法由于它的高效率、高精度及低成本的特点正逐步崛起于工程结构领域^[12]。

基于结构动力响应的结构参数识别主要分两大类,一类是模态参数识别,另一类是物理参数识别。模态参数识别是使用系统的激励和响应信号或者仅使用系统的响应信号获得系统的固有频率、阻尼比和振型,一般来说系统的模态参数识别为进一步的物理参数识别提供基础。物理参数识别是以系统确定的动力学模型为基础,通过系统的激励和响应信号获得系统的物理参数。在列车和轨道结构监测、损伤识别、建模、模型修正以及轨道不平顺识别等问题中,主要是考虑结构的物理参数,因而本文中着重研究对列车和轨道结构物理参数的识别。

1.2.2 列车和轨道结构物理参数识别方法

物理参数识别方法可以分为直接法和间接法。直接法是利用系统的激励和响应信号直接识别系统的物理参数,而间接法先由时域模态参数识别的方法通过系统的响应信号识别获得系统的模态参数,再由模态参数进一步识别系统的物理参数。列车和轨道结构物理参数识别的直接法中,除了本文采用的基于交叉熵算法的结构参数识别以外,常用的方法还有最小二乘法、卡尔曼滤波方法、极大似然法、最大期望算法等。

(1) 最小二乘法

最小二乘法直接利用系统的动力学模型建立系统的激励信号和响应信号与系统物理参数之间的线性方程,通过多组采样时刻的数据构建一个线性方程个

数比未知数多的超静定方程，最后通过最小二乘方法估算得到系统的物理参数。G. Venture 等^[13]提出了利用一种加权最小二乘原理估算车辆的动力学参数的方法，并通过实验进行了准确性验证；A. Vahidi 等^[14]利用递归最小二乘方法实现在线估算车辆的质量和轨道的不平顺度；Khosravi 和 Moradi^[15]应用递归最小二乘方法实现对车辆系统的质量参数进行实时估计。

(2) 卡尔曼滤波方法

卡尔曼滤波方法是卡尔曼在 20 世纪 60 年代提出的，该方法根据系统的状态方程和观测方程，通过前一时刻系统状态的估计值和系统的输入估算当前时刻系统的状态。卡尔曼滤波方法不仅对线性系统适用，而且对非线性系统仍然适用。英国拉夫堡大学 R. Goodall 针对基于卡尔曼滤波的方法在高速列车参数估计中的应用做出了不少贡献^[16-18]，其中包括使用卡尔曼滤波器实现对传统机车车辆的状态估计，使用粒子滤波器实现对机车车辆的参数估计，但其文献在使用经典的扩展卡尔曼滤波器对机车车辆实现参数估计上并不成功，粒子滤波器在实现后却有计算量的问题。

(3) 极大似然法

极大似然法(ML—Maximum likelihood)是基于概率统计理论的估计方法，它通过构造观测数据和未知参数为自变量的似然函数，并极大化似然函数获得参数估计值，具有良好的统计属性，在很多领域有着广泛的应用。然而，目前极大似然辨识方法的研究仍然有限。国内衷路生^[19]等人提出高速列车非线性模型的极大似然辨识方法，实现了高速列车在非高斯噪声干扰下的非线性模型的结构参数估计。

(4) 最大期望算法

最大期望算法(EM—Expectation Maximization)是在概率模型中获得极大似然估计的迭代算法，通过应用 EM 算法，能够使计算隐形变量的极大似然估计过程更加直观和简便。最大期望算法是一种迭代算法，对含有隐形变量的概率参数模型实现最大似然估计或极大后验概率估计。李四辉^[20]等人采用最大期望算法，实现了列车系统参数先验统计特性未知情况下的模型参数估计，并提出基于最大期望算法的离线训练学习方法，得到列车完整性检测系统模型后验参数的极大似然估计。

对于任意一种参数识别的方法，都有其特有的优势，也有其不足所在。但总体而言，高速列车和高铁轨道的结构参数识别以及监测的研究是比较滞后的，在高铁运营线路实际维护中也并没有依靠参数识别，更多时候仍然是依靠传统的顶起检查。随着我国高速铁路的迅猛发展，我国的铁路经过几年的建设，已经发生了翻天覆地的变化。依靠传统手段的列车和轨道结构检查已经不能满足今后的发

展需求，因此本文希望对高速列车和高铁轨道的结构参数识别进行进一步研究。

1.3 轨道不平顺检测

除了列车和轨道的结构参数会对高铁运行产生较大影响以外，轨道不平顺也是关系着高铁安全舒适运行的关键因素。轨道不平顺是车辆和轨道重要的振动源，随着车速、轴负载和运输密度的提高，车辆—轨道系统的振动也在逐渐加剧，从而降低了列车运行的安全性，增强了作用在轨道上的动态力，结果导致轨道基础部件的疲劳和损坏。而线路恶化又进一步加剧了车辆振动和车辆与轨道间的相互作用，形成了恶性循环。因此，为了减轻作用在钢轨上的力，延长钢轨寿命，确保车辆运行的安全性，就必须研究轨道的不平顺状况。

通常轨道状态主要包含以下几个方面：钢轨磨耗、钢轨全断面参数以及轨道几何不平顺参数等。其中，轨道几何不平顺包括垂向、水平、轨向、轨距、扭矩等不平顺。不同类型的轨道不平顺对列车运行的影响也不同，通常将沿着钢轨顶面长度方向的凹凸不平称之为垂向不平顺^[21]，本文重点研究轨道垂向不平顺对车辆振动的影响。

在高速行车条件下轨道与车辆的相互作用具有以下特点：幅值微小的轨面不平顺也会引起很大的轮轨冲击力和噪声；小幅值不平顺对车辆振动舒适性的影响增大；有影响的波长范围增大；谐振波长的影响突出；轨道易产生车辆敏感的周期性不平顺；平稳舒适性成为了高速铁路轨道不平顺的限制因素^[22]。同时由于一旦引发事故，后果更加严重，因此轨道必须具有更高的安全性。在高速情况下，对轨道不平顺的研究也提出了更高的要求。基于以上背景，一些新的测量手段和数据处理方法被应用在了高速铁路轨道不平顺的研究当中。

1.3.1 静态检测方法

目前，轨道不平顺有两种常用的静态检测方法：人工检测与测量仪测量。虽然人工测量能够检测不平顺具体数值，但是不能完全反映出检测区间内的轨道不平顺变化规律，精度较低。轨道短波不平顺检测仪主要是手提式电子水平尺，目前国内使用的有国产和进口德国施密特产品两种^[23]，虽然检测精度高，但是检测速度慢、效率低。由于高铁轨道里程日益增多，该方法很难满足轨道不平顺检测的要求。

1.3.2 动态检测方法

轨道的动态不平顺的检测设备主要是轨道检测车，在轨道检测车发展过程中，世界上很多国家都经历了由弦测法检测原理到惯性基准法检测原理的转变，只有

日本等少数国家，不管是一般轨道检测车，还是高速轨道检测车，仍坚持应用弦测法检测原理^[24]。

弦测法^[25]检测原理如图 1.1 所示，利用图中 A, C 两轮与轨道接触点的连线 \overline{ac} 弦作为测量的“基准线”，将 B 轮与轨道接触点 b 偏离 \overline{ac} 弦线的值 \overline{bd} 作为轨道不平顺的测量值。弦测值 \overline{bd} 通过测量 A, B, C 三轮的轴箱相对于车体主梁的位移按 $\overline{bd} = \overline{bb'} - (\overline{aa'} + \overline{cc'}) / 2$ 求得。

惯性基准法^[26]检测原理如图 1.2 所示，采用惯性原件陀螺仪建立基准线，即轨道的高低不平顺 $y(x)$ 等于车轮箱的上下运动位移 Z 减去车厢高度 W 与车轮半径 R 和，即 $y(x) = Z - W - R$ 。

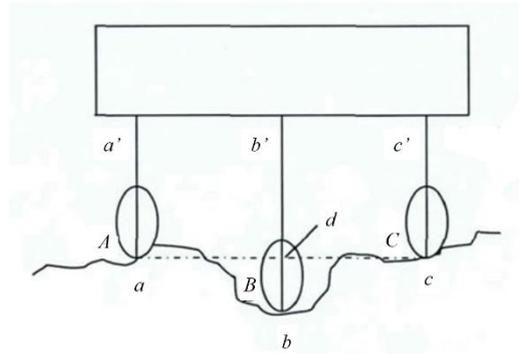


图 1.1 弦测法检测原理示意图

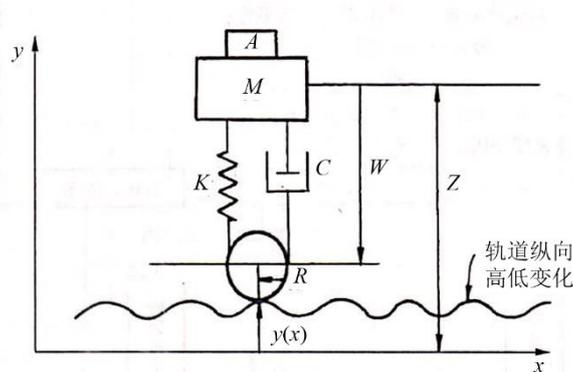


图 1.2 惯性法检测原理示意图

近年来，由于计算机视觉系统具有全天候、非接触、在线精确监测、数据输出直观等特点在一些欧美国家的高速列车和城市地铁的轨道监测中得到了广泛的应用。1995 年美国纽约 KLD 实验室研制了铁轨测量与分析光学系统 ORIAN (Optical Rail Inspection and Analysis)^[27]。它是一个先进的实时计算机视觉系统，可在时速 175 公里/小时以上利用非接触的方法测量钢轨磨损。与此同时，英国伯灵顿的 William .T. 开发了一种时速在 60km/h 以上用于测量轨道几何参数的系统^[28]。此系统可分别测量铁轨的几何量和钢轨的断面轮廓。轨道的几何参数可以通过实时处理获取。钢轨的断面轮廓数据在实时情况下只能有一些局部的输出，

更多的轮廓数据将在后续处理当中获得。随后,英国 Birmingham 大学的 Clemens Mair 于 1998 年提出计算机视觉技术应该广泛的应用于铁路运行状态的各个监测领域^[29],提出铁轨的监测系统、接触网的几何测量等都可以利用此项技术实现。从 1998 年开始莫斯科国立大学铁道工程系等单位针对莫斯科的地铁系统设计了一个利用 CCD 和图像处理技术的非接触式监测车 Non-contact photonic measurement System (KSIR)。该系统包括四个子系统: BFSM (rail wear, height and track gauge measurement) 钢轨磨损,高度和轨距测量; FIP (rail slump measurement) 铁轨的水平不平顺测量; FKR (contact rail measurement) 钢轨的接触测量; USI (Speed, level and car locating) 速度,水平以及定位系统。整个系统包括五个矩阵式 CCD,五个红外线光源,四个线阵式 CCD,四个红外线点光源。该系统可实现时速 70 公里/小时以上的全天候在线监测^[30-35]。

我国铁道科学研究院在安全综合监测车的研制过程中,其轨道监测子系统中采用了 CCD 摄像机+激光光源的方法来实现轨道几何状态监测。西南交通大学谢小玲等于 2001 年介绍了基于 CCD 动态监测轨道不平顺的方法,给出了系统监测的原理、总体结构、工作流程和数据分析流程。并且利用实验结果证明了该装置的准确性和可靠性^[36]。

现代的轨检车虽然具有检测速度快、测量精度高等特点,但由于使用成本较高,城市轨道交通站间距短、行车密集等原因,而且占用了宝贵的线路资源,对于我国繁忙的线路,特别是新兴建设的高速客运专线而言,很难获得大量及时的线路数据,因此专业的轨检车不适合城市轨道交通高密度线路的频繁测量。同时由于目前轨检车尚未实现对轨道短波不平顺的识别、检测等问题,因此通过基于在线运行车辆振动信息对轨道状态进行诊断,及时获取轨道不平顺状态信息对于列车运行安全评估、轨道日常维护具有重要意义。

1.3.3 基于车辆振动信号的轨道不平顺识别方法

轨面不平顺,即使幅值不大,也会引起车辆结构的剧烈振动、导致轨道及机车车辆部件伤损,同时轮轨间作用力的巨大冲击也会加剧道床不均匀残余变形。车厢及转向架作为车辆结构部件,轨道不平顺产生的瞬时振动冲击能够反映在车厢和转向架的振动信息上,因此车厢和转向架的振动加速度是衡量车辆振动情况最直观有效的物理量,通过车厢和转向架加速度的处理能够对轨道不平顺状态进行有效的分析。基于以上考虑,直接利用车辆振动信号来监测轨道不平顺逐渐进入了人们的视线。

1999 年日本的 Yoichi 在 WCRR 年会上提出:利用列车的轴箱加速度信号来测试轨道的不平顺特性^[37]。基于以上思路,西班牙马德里地铁和意大利米兰地

铁均在已经成熟应用 CCD 动态监测轨道不平顺的基础上,通过提取轴箱加速度信号来监测轨道不平顺,并且利用非平稳的小波分析方法对信号进行处理,最终得到的轨道不平顺信号与利用光学系统测得的轨道不平顺结论一致^[38-40]。但是该套装置面向的地铁运行速度为 30km/h 左右。

近年来我国相继出现了一些装在机车上的振动加速度测量装置,对于帮助经常监视提速干线轨道平顺性的变化,及时消除发展较快、变化较大的轨道不平顺,有积极作用。由于车辆轮对刚度较大,轴箱振动加速度的二次积分,即为轴箱的位移,过去的研究中通常采用轴箱振动加速度反映车轮运行所受的激扰,曹志礼于 1994 年用轴箱振动加速度谱近似代替线路的激扰谱,进行了铁路车辆振动状态的试验模拟^[41]。2006 年刘秀波采用小波分析和经验模式分解相结合的方法,对钢轨波浪弯曲不平顺进行识别和提取分析。利用对称双正交小波对轨检车监测到的车体垂向加速度响应和高低轨道不平顺信号进行小波变换,滤除波长 1m 以下成分后,基本可以保证用经验模式分解得到的第 1 个固有模态函数包含全部钢轨弯曲不平顺信息^[42]。由于轨道不平顺形成原因和影响因素非常复杂,严格来讲,轨道不平顺并非都是各态历经和真正平稳的。特别是焊接接头不平顺、道岔不平顺、路桥过渡段、存在各种轨道病害地段的不平顺,往往具有非平稳特性^[43]。基于以上考虑,陈宪麦于 2006 年应用小波分析理论和局域波分解理论,从时—频域角度对轨道不平顺进行了深入分析^[44]。同年,张伟将机械故障诊断理论运用于轨道短波不平顺诊断识别的领域,采用常规的 FFT 方法,利用轴箱加速度信号识别轨道短波不平顺类型和状态。从理论计算和实验数据处理两方面证明了,轨道出现短波不平顺故障将导致轴箱加速度信号的变化,运用基于轴箱谱的轨道短波不平顺识别方法,实现对波形磨耗、焊缝凹陷、轨枕空吊等类型的轨道短波不平顺状态的识别是可行的^[45]。为快速识别轨道不平顺中存在的短波不平顺类型,林青怀^[46]等人提出基于主成分分析 (PCA) 和支持向量机 (SVM) 进行轨道不平顺状态识别的方法。首先提取轴箱加速度的特征参数,并采用主成分分析法对特征参数进行降维处理,提取出轨道不平顺的主元特征。

1.3.4 现行轨道检测中的问题

通过国内外现状分析可以知道在轨道检测技术应用过程中尚存在以下一些问题:

(1)静态不平顺检测方法的检查周期与轨道变化速率匹配较差,浪费较多时间和劳动力;

(2)轨检车、综合检测车等由于检测车辆与实际运营的各种列车在速度、轴重、悬挂系统等存在差异,检测车辆动态获取的轨道不平顺参数不能反映常规运

营列车通过时的轨道不平顺状态，从而不能保证其它运营列车的安全；

(3) 轨检车检测设备成本昂贵；

(4) 近年提出的轨道不平顺估计算法中，没有考虑车辆和轨道的耦合运动，算法的精度不够。

针对上述检测方法的缺点和不足，本论文将研究基于车辆—轨道耦合动力学模型，采用交叉熵算法通过车厢加速度响应数据，实现轨道不平顺检测。

1.4 交叉熵算法发展概况

对于“不确定性”问题首先是由量子力学的产生而提出的，而最为有名的是海森堡提出的关于位置与动能之间关系的海森堡不确定性理论。而随后有许多学者提出了基于标准差原则的新型不确定性关系，其中由香农熵(Shannon entropy)最为具有代表性。香农熵由 Shannon 于 1948 年提出，目的是对信号过程进行基础限制，最终得到了信息可以用来消除“不确定性”。用“熵”这一概念来表征系统的“不确定”的特性，这里的香农熵也被定义为信息熵。信息熵是信息传递过程中的不确定度的重要衡量标准。

信息熵是可以表征信息量大小的绝对指标，在信息熵的发展上建立出来的交叉熵(cross-entropy)则是一个相对指标。其表述的是某一种信息量对于另外一种信息量而言的信息偏移量的变化，因此交叉熵也被称为“相对熵”。

交叉熵算法是一种比较新颖并且发展迅速的数学算法。在 1997 年由 Rubinstein 提出了交叉熵算法用以扩展极小化方差。随后，交叉熵算法应用于计算概率小于 10^{-4} 的极小概率事件上来。相较于基本的蒙特卡洛原理，因为实验数据与概率大小成反比，所以估计这样一个小概率事件，需要庞大的数据仿真。交叉熵算法是依据两个基本点建立起来的：

(1) 交叉熵算法的思想是为了让原始的概率分布朝着指定的小概率事件更可能发生的方向发展，即通过渐渐改变概率分布进行估计。

(2) 为了得到快速有效的估计算法，交叉熵通过对每个采样分布计算其交叉熵距离来得到重要的数据参数。

起初交叉熵算法主要应用于参数的估计问题，借助交叉熵的原理可以在重要采样分布中选择更好的参数^[47]。并将这种方法成功的应用到了网络序列排序的缓冲区溢出问题^[48]。之后交叉熵算法在网络、经济等估计问题上取得很多应用。随着处理问题的多样性，系统问题的维度不断提高，参数估计问题的复杂性也明显起来。由 Chan 提出的改进的交叉熵算法成功的解决了高维度参数估计问题^[49]。而近十年期间，交叉熵算法在系统参数优化上更是得到了发展。Rubinstein 将交

交叉熵算法成功应用于带凸有界域的非凸组合优化问题^[50]，阐述了小概率事件问题可以转化为优化问题，也进一步说明以交叉熵为代表的自适应重要采样算法可以用于随机搜索的优化算法。因为在一次随机搜索中能够得到最优解或者接近最优解本身就是一个小概率事件。而交叉熵算法可通过随机搜索渐进改变采样分布，可最终使小概率事件发生。通过计算交叉熵距离能够将采样分布尽可能收敛到接近最优解区域。

近些年交叉熵算法已经成功应用在连续最优控制问题、多极值优化问题和策略搜索优化问题等^[51-53]。爱尔兰都柏林大学的 E.J.Obrien 团队近些年对交叉熵算法在汽车工程和道路工程方面做了许多研究^[54,55]，建立半车滚动车辆模型，成功采用交叉熵算法实现了对汽车车辆结构参数的识别。通过汽车车厢和一系悬挂振动数据，成功对美国 5 种等级的道路轮廓进行识别，5 种道路识别得到的道路国际平整度指数(IRI)误差均控制在 1% 以内。

本文基于交叉熵算法的以上算法优势，结合其目前在国际上的先进研究思路，将运用交叉熵算法进行列车和轨道结构参数识别以及轨道垂向不平顺识别研究。

1.5 本文的主要研究内容

本文的主要研究目的是采用交叉熵算法，通过不同噪声环境下的列车动力响应数据，实现对列车结构参数、轨道结构参数以及轨道垂向不平顺进行识别，以达到依靠正常运营高速铁路列车检测数据实现列车和轨道结构实时健康监测的目的。本文的主要内容安排如下：

(1) 阐述在高速铁路列车运营过程中，列车和轨道结构参数识别的重要性，介绍列车和轨道结构参数研究现状，对现有的列车和轨道结构物理参数识别方法进行分析对比。在列车和轨道结构物理参数识别的基础上，进一步介绍轨道不平顺检测现状，对传统轨道不平顺检测方法和几种基于振动列车信号的轨道不平顺识别方法进行介绍，分析这些方法中存在的问题，引入交叉熵算法。

(2) 推导交叉熵算法的求解过程，并给出交叉熵算法全局化最优搜索的计算步骤。在经典交叉熵算法的基础上建立能够同时识别多未知数的组合型交叉熵算法，并给出算法中样本量和迭代次数的参考取值。结合组合型交叉熵算法和移动窗的概念，给出能够求解连续未知输入的短时组合型交叉熵算法，并给出每个移动窗所包含未知数数量的选取建议。

(3) 建立 1/4 车辆—轨道耦合动力学模型，选取中国高速铁路无砟轨道不平顺作为激励源，模拟得到不同噪声环境下的列车车厢和转向架加速度数据。通过组合型交叉熵算法实现列车结构参数、轨道结构参数以及列车和轨道结构参数

同时识别，并讨论了不同轨道输入对列车结构参数识别精度的影响。

(4) 采用短时组合型交叉熵算法，通过不同噪声环境下的列车车厢加速度数据，实现轨道不平顺识别，并给出在较高噪声影响下的优化识别方法。还考虑了列车结构参数存在未知数情况下，通过在不同噪声环境中测量到的车厢和转向架加速度数据，采用短时组合型交叉熵算法实现对列车结构参数和轨道不平顺的同时识别。

第2章 基于组合型交叉熵优化算法的系统识别方法

2.1 引言

交叉熵算法（Cross Entropy）是 Rubinstein 在研究复杂随机网络中的小概率事件估计时，依据 Kullback-Leibler 距离提出的一种自适应全局随机优化算法^[56]。交叉熵算法依据某一参数化的概率密度产生随机样本集，然后基于这些随机样本更新概率密度参数，这使得随机样本以逐渐增加的概率接近最优解，保证全局化的最优搜索^[57]。

2.2 交叉熵算法基本原理

2.2.1 小概率事件的交叉熵算法

随机向量 $X = (X_1, \dots, X_n)$ ，假设 $\{f(x; \nu)\}$ 是 χ 上基于测度 ν 的概率密度函数集合，其中 ν 为一个实值向量，对于任意一个可测函数 H 有

$$E[H(X)] = \int_{\chi} H(x) f(x; \nu) \nu(dx) \quad (2.1)$$

式中 $E[\cdot]$ ——均值运算符；

为了方便计算，设 $\nu d(x) = dx$ 。那么无约束连续全局优化问题可以表示为：

$$S(X^*) = \gamma^* = \max_{x \in \chi} S(X) \quad (2.2)$$

S 是定义在 χ 上的一个实值单值函数，在概率密度为 $f(x; \mu)$ 的条件下，研究 $S(X)$ 比一个给定数 γ 大的概率的问题，可以用公式（2.3）描述。

$$l = P_{\mu}(S(X) \geq \gamma) = E_{\mu}[I_{\{S(X) \geq \gamma\}}] \quad (2.3)$$

其中， $\{I_{\{S(x) \geq \gamma\}}\}$ 为指示函数集合。估计 l 的方法中最直接的就是粗蒙特卡洛模拟（Crude Monte-Carlo）：产生 N 个随机样本 X_1, \dots, X_N ，服从概率密度 $f(x; \mu)$ ，利用公式（2.4）进行无偏估计：

$$\hat{l}_{MC} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} \quad (2.4)$$

若要保证 l 的精确估计，需要大量的样本 N 才能获得相对窄的置信区间（Confidence Interval）。为此引入重要度采样（Importance Sampling, IS）策略。

令 g 为另外一个概率密度函数，当 $g(x)=0$ 时， $I_{\{S(x) \geq \gamma\}} f(x; \mu)=0$ 。可以利用 g 来表示 l ，则式（2.4）变化为

$$l = \int I_{\{S(X) \geq \gamma\}} \frac{f(x; \mu)}{g(x)} g(x) dx = E_g [I_{\{S(X) \geq \gamma\}} \frac{f(x; \mu)}{g(x)}] \quad (2.5)$$

定义 $g(x)$ 为重点采样概率密度函数。令 $W(x; \mu) = \frac{f(x; \mu)}{g(x)}$ ，称为似然比

(Likelihood Ratio, LR) 式 (2.5) 化简为

$$l = E_g [I_{\{S(X) \geq \gamma\}} W(X; \mu)] \quad (2.6)$$

依据重要度采样密度函数 g 产生 N 个随机样本: X_1, \dots, X_N , 用 LR 进行无偏估计:

$$\hat{l} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} W(X_i; \mu) \quad (2.7)$$

其中 \hat{l} 称为似然比估计。

则用于测量的概率密度函数变化为:

$$g^*(x) = \frac{I_{\{S(x) \geq \gamma\}} f(x, \mu)}{l} \quad (2.8)$$

式 (2.8) 等价得

$$I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} \frac{f(X_i; \mu)}{g^*(X_i)} = l \quad (2.9)$$

上式对于所有的 i 都成立。

式 (2.8) 表明, $g^*(x)$ 的确定需要依靠未知参量 l 。为了方便运算, 一般情况下 g 函数从 $\{f(x; \nu)\}$ 函数集合中选择。参数矢量 ν 称为参考参数 (Reference Parameter), 如何选择参考参数 ν 使得 g^* 与 $f(x; \nu)$ 距离最小。

Kullback-Leibler 距离, 又称作交叉熵, 是衡量 g 和 h 两个概率密度函数差别的特殊度量。其定义为

$$D(g, h) = E_g \ln \frac{g(x)}{h(x)} = \int g(x) \ln g(x) dx - \int g(x) \ln h(x) dx \quad (2.10)$$

将 g^* 和 $f(x; \nu)$ 分别代替式 (2.10) 中的 g 和 h , 得

$$D(g^*, f) = \int g^*(x) \ln g^*(x) dx - \int g^*(x) \ln f(x; \nu) dx \quad (2.11)$$

最小化 g^* 与 $f(x; \nu)$ 之间的 Kullback-Leibler 距离相当于选择 ν 使得 $-\int g^*(x) \ln f(x, \nu)$ 最小, 转化为如下求解最大值问题:

$$\max_v D(v) = \max_v \int g^*(x) \ln f(x; v) dx \quad (2.12)$$

将式 (2.8) 的 $g^*(x)$ 代入式 (2.12), 得

$$\max_v D(v) = \max_v \int \frac{I_{\{S(X) \geq \gamma\}} f(x, \mu)}{l} \ln f(x; v) dx \quad (2.13)$$

式 (2.13) 表明又归结到求最大值问题。

类似式 (2.3), 式 (2.13) 等价于

$$\max_v D(v) = \max_v E_{\omega} [I_{\{S(X) \geq \gamma\}} \ln f(X; v)] \quad (2.14)$$

设另外一个概率密度函数 $f(x; \omega)$, 再次利用重点采样技术, 对于任意参考参数式 (2.14) 转化为

$$\max_v D(v) = \max_v E_{\omega} [I_{\{S(X) \geq \gamma\}} W(X; \mu, \omega) \ln f(X, v)] \quad (2.15)$$

式中 $W(X; u, \omega)$ 为 $f(X; \mu)$ 和 $f(X; \omega)$ 的似然比, $W(X; u, \omega) = \frac{f(X; \mu)}{f(X; \omega)}$ 。

从而式 (2.15) 的最优解为

$$v^* = \arg \max_v E_{\omega} [I_{\{S(X) \geq \gamma\}} W(X; \mu, \omega) \ln f(X, v)] \quad (2.16)$$

此时,

$$\max_v \hat{D}(v) = \max_v \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} W(X_i; \mu, \omega) \ln f(X_i, v) \quad (2.17)$$

式中 X_1, \dots, X_N 来自于 $f(X; \omega)$ 的随机采样, N 为样本个数。

从式 (2.17) 可知, 该最大值是关于变量 v , 从而可利用解析法求得

$$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} W(X_i; \mu, \omega) \nabla \ln f(X_i, v) = 0 \quad (2.18)$$

式 (2.17) 重点采样估计或似然比估计为

$$\hat{l} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \gamma\}} W(X_i; \mu, \omega) \quad (2.19)$$

式 (2.16) 表明目标事件 $\{S(X) \geq \gamma\}$ 的概率不能太小, 一般要求 $l \geq 10^{-5}$ 。对于小概率事件 $l \leq 10^{-5}$, 这时式 (2.16) 很难计算出来, 原因是对于中等规模的指示函数 $I_{\{S(x) \geq \gamma\}}$ 取值大部分为 0。同时也限制了式 (2.18) 左边的求导数运算。多级别算法可以克服以上的困难。其思想是构造参考参数序列 $\{v_t, t > 0\}$ 和级别序列 $\{\gamma_t, t > 1\}$, 然后 v_t 和 γ_t 同时更新迭代^[58]。

(1) 自适应更新 γ_t 。设 γ_t 为概率密度参数选择 \hat{v}_{t-1} 时, $S(X)$ 的 $(1-\rho)$ 分位点,

满足:

$$P_{\hat{v}_{t-1}}(S(X) \geq \gamma_t) \geq \rho \quad (2.20)$$

$$P_{\hat{v}_{t-1}}(S(X) \leq \gamma_t) \geq 1 - \rho \quad (2.21)$$

其中 $X \sim f(x; \hat{v}_{t-1})$ 。且根据 $f(x; \hat{v}_{t-1})$ 产生 N 个随机样本 X_1, \dots, X_N , 对于所有的 $i=(1, \dots, N)$ 分别计算 $S(X_i)$ 。将 $S(X_i)$ 从按小到大顺序进行排列: $S_{(1)} \leq \dots \leq S_{(N)}$, 则 γ_t 的更新值为

$$\hat{\gamma}_t = S_{(\lceil (1-\rho)N \rceil)} \quad (2.22)$$

式中 $\lceil \cdot \rceil$ ——取整运算。

(2) 自适应更新 v_t 。对于给定的 $\hat{\gamma}_t$ 和 \hat{v}_{t-1} , 同时令式 (2.17) 中 $\omega = \hat{v}_{t-1}$, 则 \hat{v}_{t-1} 的更新值为

$$\hat{v}_t = \arg \max_v \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I_{\{S(X_i) \geq \hat{\gamma}_t\}} W(X_i; \mu, \hat{v}_{t-1}) \ln f(X_i, v) \quad (2.23)$$

式 (2.23) 可直接用式 (2.18) 求导计算。

总结以上分析, 可以得到基于小概率事件的交叉熵算法步骤及对应的程序流程图, 如图 2.1 所示。

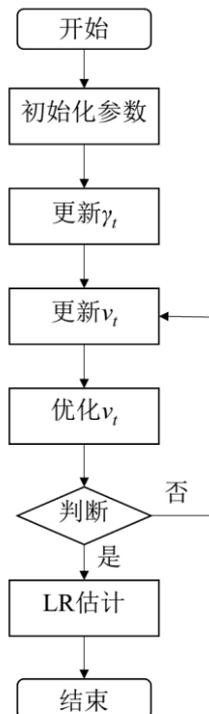


图 2.1 CE 法计算步骤

从交叉熵算法本质可以发现, 利用交叉熵算法解决连续型优化问题和组合型优化问题的区别在于产生候选样本 X_1, \dots, X_N 的概率密度函数 $f(x; v_t)$ 的选择^[59]。

2.2.2 基于交叉熵算法求解函数极值问题

求解在某一区间内存在极值的函数的极值所对应的坐标值，目前较常用的有多次求导法、拉格朗日乘数法等方法，但该类方法都会运用到函数的导数求解，对函数自身情况要求较高，对于高次复杂函数的求解难度较大。交叉熵算法可以有效避免函数求导，对于高次多极值函数求极值可以达到快速收敛的效果。

以函数 $y = \sin^2(\pi/4 * x) + \sin^2(\pi/1.5 * x)$ 为例，求解该函数在 $x \in [0, 4]$ 内的最大值所对应的 x 坐标，函数曲线如图 2.2 所示。

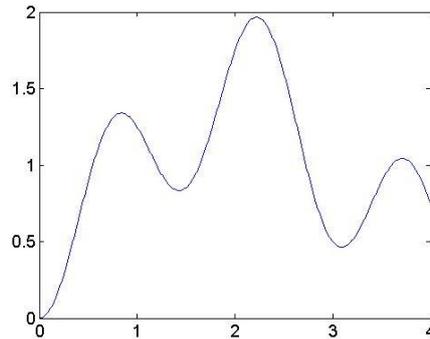


图 2.2 函数曲线

交叉熵算法分位初始化和优化两个过程完成：

初始化过程：

- 1、定义 $X \sim N(0, 4)$ ，用于初始描述目标值在 $x \in [0, 4]$ 上潜在值的相对任意的概率密度参数， $x = \text{normrnd}(0, 4)$ ；
- 2、抽取300个服从该分布的 x 值。

优化过程


```

for i = 1:4
    功能函数  $S(x) = \sin^2(\pi/4 * x) + \sin^2(\pi/1.5 * x)$ ；
    取  $\rho=90\%$ ，返回  $S(x)$  最大的前10%分位数， $\text{normfit}(x)$ ，更新  $X$  的分布；
    if i == 2
        完成迭代数的一半，标准差扩大3倍；
    end
end
    
```

 获得 x 均值收敛于 2.2126

由于标准差在迭代过程中会逐渐减小，因此需要扩大标准差使取值复位到更大范围，以免出现局部收敛到假解。参考 E.J.Obrien 的研究结果^[54,55]，在迭代进行到迭代次数限值的一半时，将此时的标准差值扩大 3 倍作为下一步迭代的初始标准差。

$$\nabla \ln f(x_i; \mu) = 0 \quad (2.26)$$

同时令 $I_{\{S(x_i) \geq \hat{\gamma}_t\}} = I_i$ ，从而

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_{i=1}^{N_s} I_i x_i}{\sum_{i=1}^{N_s} I_i} \quad (2.27)$$

其中 $\hat{\gamma}_t$ 由式 (2.22) 决定。

组合型交叉熵算法计算步骤：

(1) 开始：设置参数，以初始服从高斯分布为例，给出初始均值 μ_0 和初始标准差 σ_0 ，随机样本个数 M ，分位数系数 ρ ，迭代限值 b 或迭代次数上限 t 。

(2) 取样：令 $t=t+1$ ，根据参数为 $\mu_{(t-1)}$ 的高斯分布产生 M 个随机样本 $X=[X_1, \dots, X_M]^T$ ，且每个随机样本 $X_a (1 < a < M)$ 都是 n 维向量，其中 $X_a=(x_{a1}, \dots, x_{an})$ 。

(3) 排序：计算目标函数序列 $S=[S_1, \dots, S_M]^T$ ，并将该序列中的元素从小到大排列 $\tilde{S}_1 \leq \tilde{S}_2 \leq \dots \leq \tilde{S}_M$ ，得到新的矩阵序列 \tilde{S} ，按照式 (2.28) 计算 \tilde{S} 序列的 $(1-\rho)$ 分位数。

$$\hat{\gamma}_t = S_{\lfloor (1-\rho)M \rfloor} \quad (2.28)$$

(4) 更新：利用产生的 M 个随机样本代入式 (2.29)，更新参数 $\mu=(\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n)$

$$\mu_l = \frac{\sum_{a=1}^M I_{\{S(x_i) \geq \gamma_t\}} x_{al}}{\sum_{a=1}^M I_{\{S(x_i) \geq \gamma_t\}}} \quad (2.29)$$

其中 $l=1, \dots, n$ 。

(5) 停止迭代：判断停止条件，如果相邻两次迭代产生的参数序列中的各个元素满足 $\max\left(\left|\frac{\mu_{l(t)} - \mu_{l(t-1)}}{\mu_{l(t-1)}}\right|\right) < b (l=1, \dots, n)$ 条件，迭代结束，否则重新执行步骤 1~4。或者当迭代次数达到限值 t 时，迭代结束。

(6) 重复识别，保证精度：重复 1~5 步骤任意次数（如：10 次），求取均值得到最终识别结果。

对于多自由度系统，通过已知的部分或全部加速度信号，对系统结构参数进行识别，识别流程如图 2.4 所示，并对识别流程图说明如下：

(1) 根据经验值大致给出未知结构参数相对任意的初始均值和初始标准差，其中初始标准差可以根据实际情况选择相对较大的值，以涵盖其可能出现的所有取值情况；

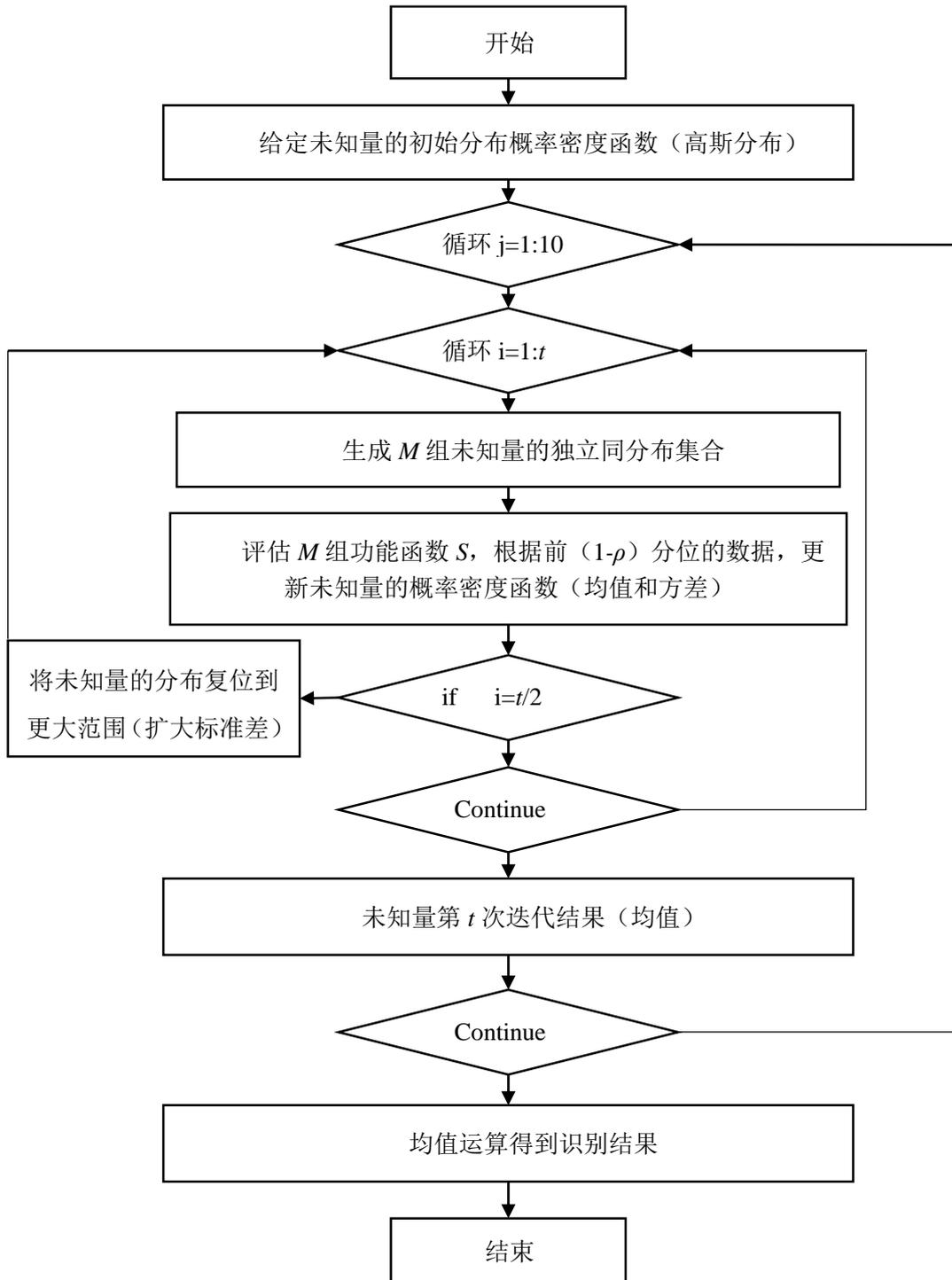


图 2.4 多自由度结构参数识别流程图

(2) 在确定功能函数 S 的过程中, 考虑多自由度体系共包含 n 个加速度测点, 则功能函数 S 可以表示为:

$$S(\chi) = \sum_{i=1}^n (\hat{\eta}_i \hat{a}_i - \eta_i a_i)^2 \quad (2.30)$$

式中, \hat{a}_i 为第 i 测点的加速度测量数据, a_i 为第 i 测点的加速度模拟结果, 考虑

各测点加速度数据具有同等重要性，引入对应的除权系数 $\hat{\eta}_i$ 和 η_i ，表示如下：

$$\hat{\eta}_i = \text{RMS}(\hat{a}_1) \times \dots \times \text{RMS}(\hat{a}_{i-1}) \times \text{RMS}(\hat{a}_{i+1}) \times \dots \times \text{RMS}(\hat{a}_n) \quad (2.32)$$

$$\eta_i = \text{RMS}(a_1) \times \dots \times \text{RMS}(a_{i-1}) \times \text{RMS}(a_{i+1}) \times \dots \times \text{RMS}(a_n) \quad (2.32)$$

其中 RMS 表示求均方根运算(Root Mean Square)。

(3) 当迭代进行到迭代次数限值 t 的一半时，继续将收敛得到的均值带入下一循环，但由于标准差在迭代过程中会逐渐减小，因此需要扩大标准差使取值复位到更大范围，以免出现局部收敛到假解。参考上一节结果，考虑将第 $t/2$ 次迭代结果的标准差扩大 3 倍作为第 $t/2+1$ 次迭代的初始标准差。

程序执行过程中，为避免算法因样本个数 M 过小且迭代次数 t 过大而进行过多无用循环，或者因迭代次数过小而收敛到假解，因此针对于需要求解的不同未知量的个数，需提前给出其合适的样本量 M 和迭代次数 t 。

2.3.2 确定样本量和迭代次数

采用如图 2.5 所示三自由度模型为例，分别探讨识别 4 个未知量 (k_1 、 c_1 、 k_2 、 c_2)、6 个未知量 (k_1 、 c_1 、 k_2 、 c_2 、 k_3 、 c_3) 和 8 个未知量 (m_1 、 m_2 、 k_1 、 c_1 、 k_2 、 c_2 、 k_3 、 c_3) 所需要的样本量 M 和迭代次数 t 。位移输入采用随机位移输入，位移时程如图 2.6 所示。分别测量 m_1 、 m_2 和 m_3 的加速度响应 a_1 、 a_2 和 a_3 ，采用组合型交叉熵算法对未知量进行识别，识别流程如图 2.4 所示。

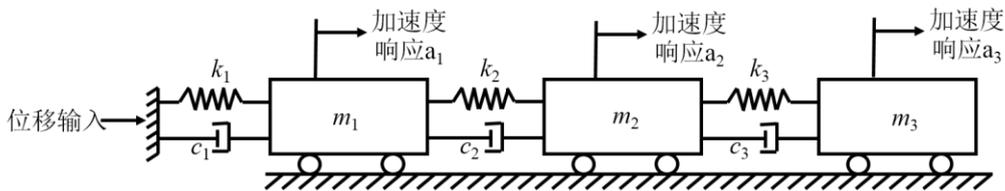


图 2.5 三自由度模型

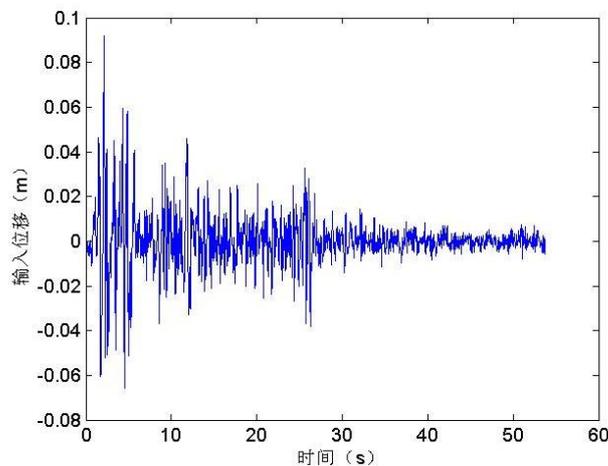


图 2.6 位移输入时程

给出三自由度模型结构参数真实值和识别算法初始高斯分布均值和标准差如表 2.1 所示。

表 2.1 未知量初始值

未知量	真实值	初始均值	初始标准差	初始均值偏差(%)
$k_1(kN/m)$	3000	2700	450	10
$c_1(kNs/m)$	150	135	22.5	10
$k_2(kN/m)$	1200	1080	180	10
$c_2(kNs/m)$	60	54	9	10
$k_3(kN/m)$	600	540	90	10
$c_3(kNs/m)$	30	27	4.5	10
$m_1(kg)$	1000	900	150	10
$m_2(kg)$	1500	1350	225	10
$m_3(kg)$	2000	/	/	/

对于 4 个未知量 (k_1 、 c_1 、 k_2 、 c_2) 的识别, 分别选取样本量 M 和迭代次数 t 的取值如表 2.2 所示。得到当样本量 $M=50$, t 分别取 10、16 和 20 时, 识别结果误差如图 2.7(a)所示, 变异系数如图 2.7(b)所示; 当样本量 $M=100$, t 分别取 10、16 和 20 时, 识别结果误差如图 2.8(a)所示, 变异系数如图 2.8(b)所示; 当样本量 $M=200$, t 分别取 10、16 和 20 时, 识别结果误差如图 2.9(a)所示, 变异系数如图 2.9(b)所示。

表 2.2 样本量 M 和迭代次数 n 取值表

$t \backslash M$	50	100	200
10	工况 1: 50×10	工况 4: 100×10	工况 7: 200×10
16	工况 2: 50×16	工况 5: 100×16	工况 8: 200×16
20	工况 3: 50×20	工况 6: 100×20	工况 9: 200×20

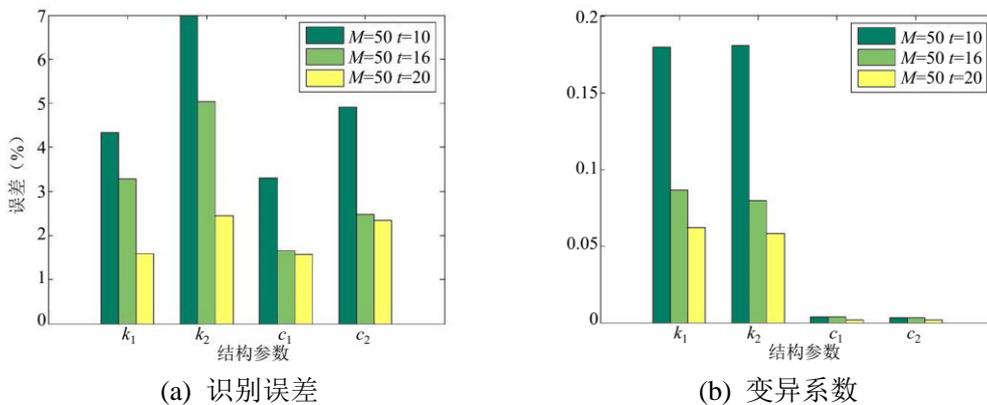
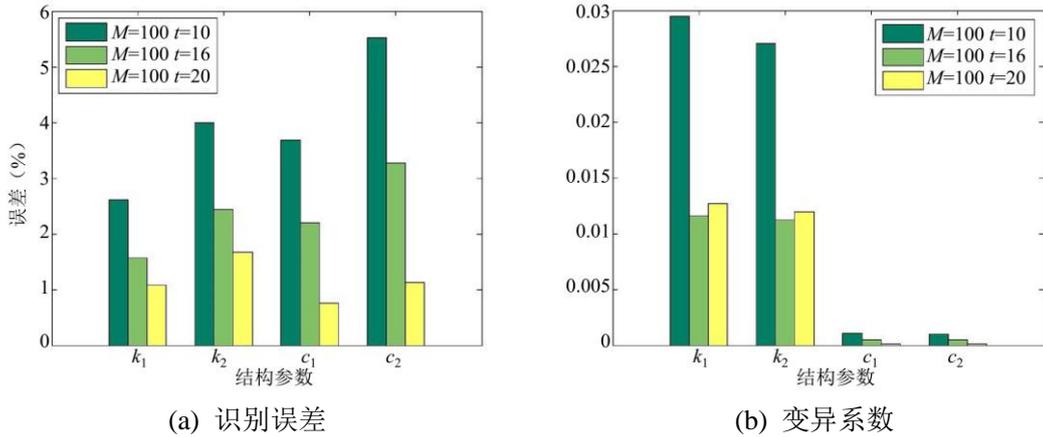
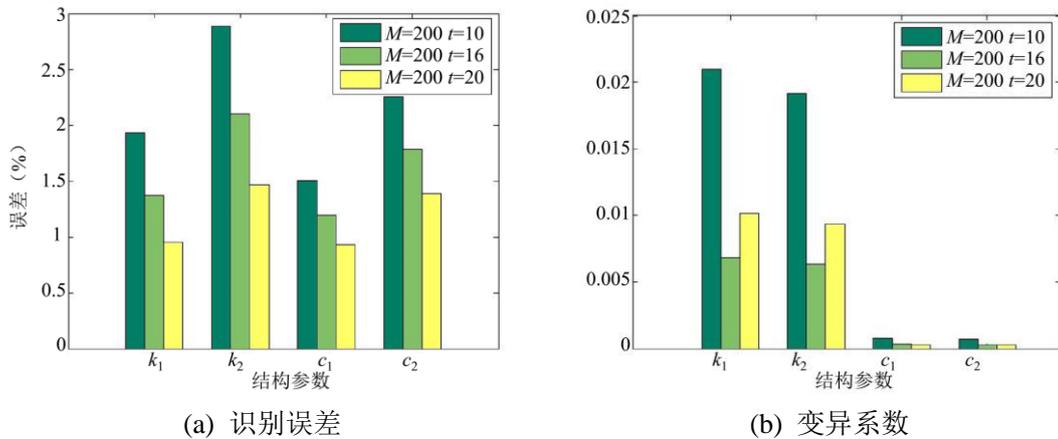


图 2.7 $M=50$ 4 参数识别结果

图 2.8 $M=100$ 4 参数识别结果图 2.9 $M=200$ 4 参数识别结果

对比结果发现，样本量 M 的值越大，识别误差整体越小，变异系数越小，精度越高，整体稳定性越好。将迭代次数 $t=10$ 和 $t=16$ 相比，发现前者变异系数较后者大较多，而迭代次数 $t=16$ 和 $t=20$ 相比，前者整体误差及变异系数与后者差异不大，说明当 $t=16$ 时该算法已满足稳定收敛效果。可以发现当 $M \geq 100$, $t \geq 16$ 时，未知量的多次平均识别误差小于 3%。而 $M=100, t=20$ 与 $M=200, t=20$ 的识别结果差异不大，且均满足识别误差小于 2%，多次识别结果变异系数小于 1.5%。考虑简化计算量，综合判断，对于 4 个参数的同时识别，可选取样本量 $M=100$ ，迭代次数 $t=20$ 。

6 个未知量识别：

对于 6 个未知量 ($k_1, c_1, k_2, c_2, k_3, c_3$) 的识别，参考 4 个未知量识别结果，选取迭代次数 $t=20$ ，样本量 M 分别取 100、250、500，识别结果误差如图 2.10(a)所示，变异系数如图 2.10(b)所示。

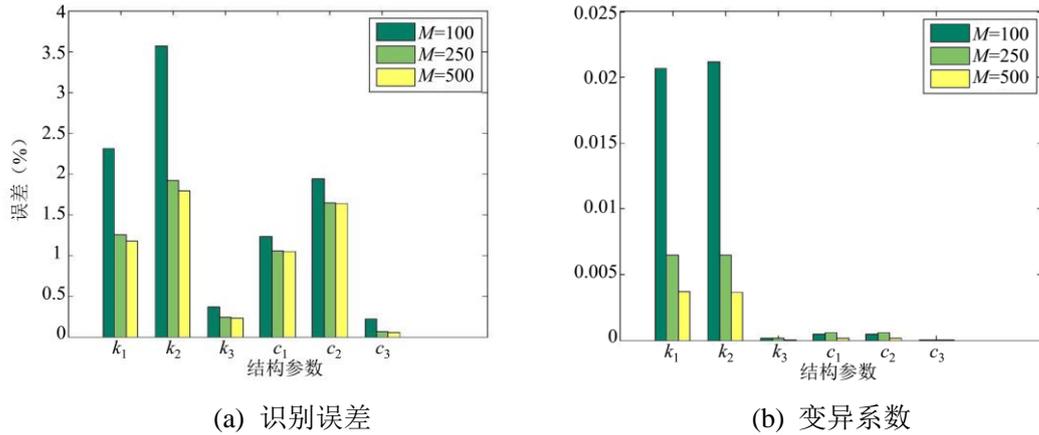


图 2.10.6 参数识别结果

对比结果发现，样本量 M 的值越大，识别误差整体越小，变异系数越小，精度越高，整体稳定性越好。 $M=250$ 的识别结果满足识别误差小于 2%，多次识别结果变异系数小于 1%。考虑简化计算量，综合判断，对于 6 个参数的同时识别，可选取样本量 $M=250$ ，迭代次数 $t=20$ 。

8 个未知量识别：

对于 8 个未知量 ($m_1, m_2, k_1, c_1, k_2, c_2, k_3, c_3$) 的识别，参考 4 个未知量和 6 个未知量的识别结果，选取迭代次数 $t=20$ ，样本量 M 分别取 250、500、1000，识别结果误差如图 2.11(a)所示，变异系数如图 2.11(b)所示。

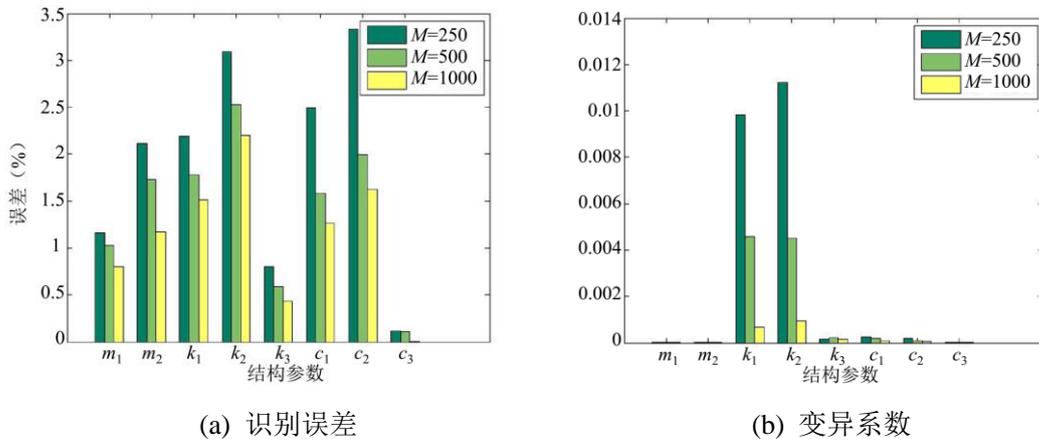


图 2.11.8 参数识别结果

对比结果发现，样本量 M 的值越大，识别误差整体越小，精度越高。而变异系数随样本量取值较大后，变异系数绝对值越来越小，三组结果整体稳定性均较好，但相对值仍呈现样本量越大变异系数越小的趋势。 $M=500$ 的识别结果满足识别误差小于 2.5%，多次识别结果变异系数小于 0.5%。考虑简化计算量，综合判断，对于 8 个参数的同时识别，可选取样本量 $M=500$ ，迭代次数 $t=20$ 。

2.4 短时组合型交叉熵算法

2.4.1 短时组合型交叉熵算法识别流程

对于连续未知输入的识别问题，由于存在的未知数数量较多，直接采用组合型交叉熵算法进行求解将会出现求解时间较长和求解难度较大的问题，因而考虑采用移动窗与组合型交叉熵算法相结合的短时组合型交叉熵算法进行求解。

短时组合型交叉熵算法计算步骤：

(1) 将求解连续未知输入考虑为含有 N 个未知数的优化问题，将优化问题分为多个窗口，取每个窗口包含 n 个未知数。

(2) 给出第一个窗口 n 个未知数的初始概率密度分布，算法中的概率密度函数可以选择高斯分布，给出第一个窗口的 n 个未知输入的初始平均值 μ_0 和初始标准差 σ_0 ，采用组合型交叉熵算法求解这 n 个未知数。对于多自由度系统，采用组合型交叉熵算法识别步骤，可通过结构上任意测点加速度数据 \hat{a} 对功能函数 S 进行评估，功能函数 S 用式 2.33 表示，其中 a 为模拟得到的加速度数据。识别得到第一个窗口中 n 个未知输入的数据并储存。

$$S(\chi) = (\hat{a} - a)^2 \quad (2.33)$$

(3) 算法进行到下一阶段，将窗口向后移动一个窗口的位置，将第 n 个点的求解结果作为第 $n+1$ 到第 $2n$ 个点的初始均值。为加快搜索速度，第 $n+1$ 到第 $2n$ 个点应具有逐渐放大的初始标准差。本研究中，从第二个窗口开始，取每个窗口中第 j 个点的初始标准差 $\sigma_j = j/n \times \sigma_0$ ， $j=1 \sim n$ 。

(4) 重复该过程，直到识别出 N 个未知点的值。

移动窗口如图 2.12 所示，短时组合型交叉熵算法识别流程如图 2.13 所示。

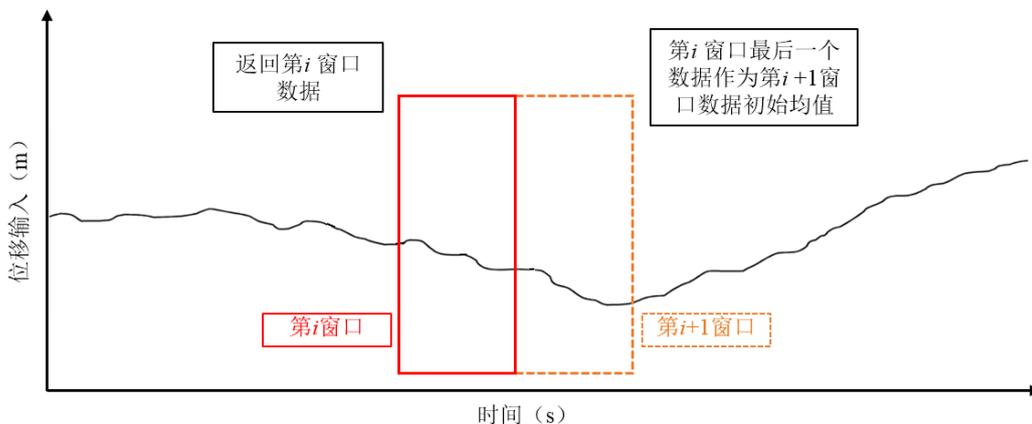


图 2.12 短时组合型交叉熵算法窗口示意

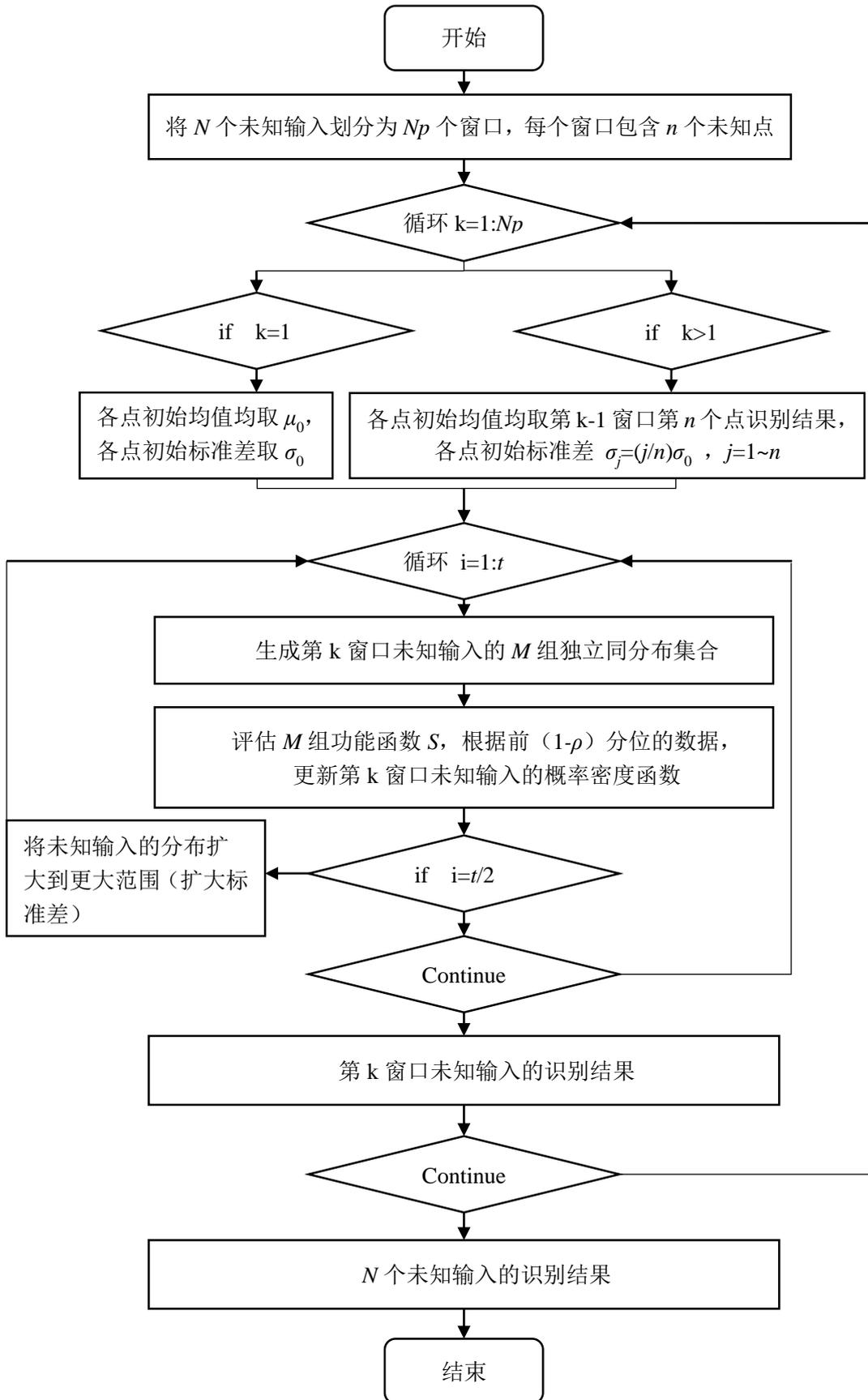


图 2.13 短时组合型交叉熵算法识别流程图

2.4.2 确定窗口未知量个数

依然采用如图 2.5 所示三自由度模型为例, 采用短时组合型交叉熵算法, 通过第三节车厢加速度响应, 采用图 2.13 所示识别流程对图 2.6 所示的随机位移输入进行识别。分别考虑每个移动窗包含 5 个未知数、10 个和 15 个未知数的情况, 第一个窗口的所有未知输入服从初始均值为 0mm 和初始标准差为 10mm 的高斯分布。结合上一节样本量和迭代次数的结果, 考虑未知量与计算效率的关系, 每个移动窗包含 5 个未知数时, 取样本量 $M=250$, 迭代次数 $t=20$; 每个移动窗包含 10 个未知数时, 取样本量 $M=500$, 迭代次数 $t=20$; 每个移动窗包含 15 个未知数时, 取样本量 $M=1000$, 迭代次数 $t=20$ 。识别结果如图 2.14、图 2.15 和图 2.16 所示。

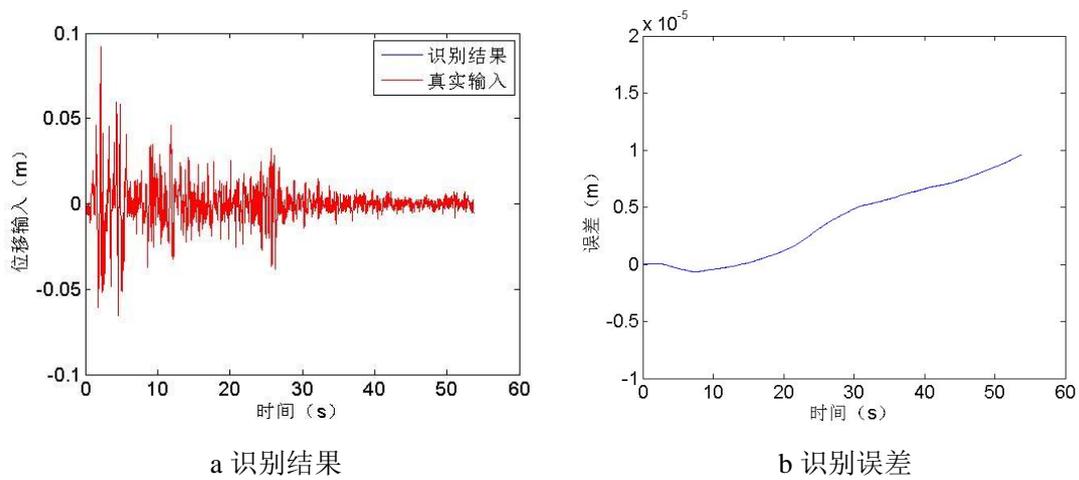


图 2.14 窗口包含 5 个未知数识别结果

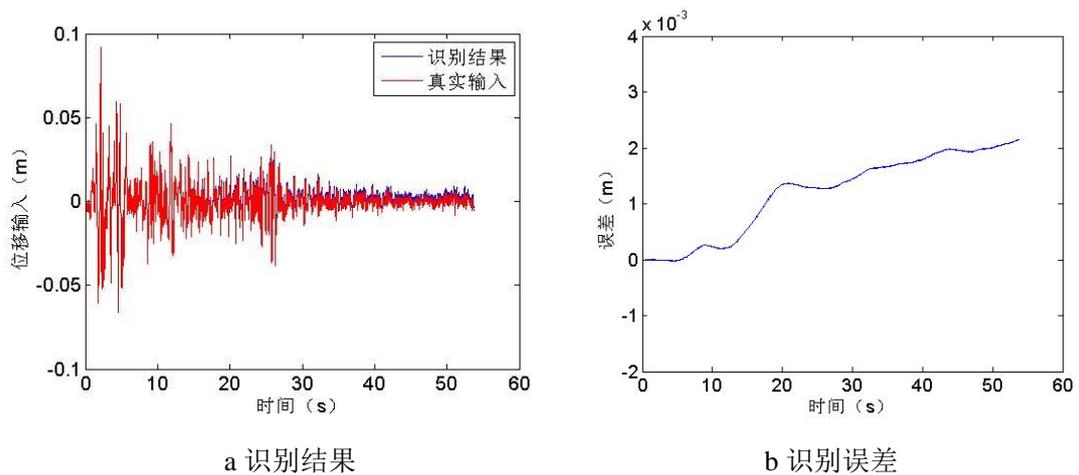


图 2.15 窗口包含 10 个未知数识别结果

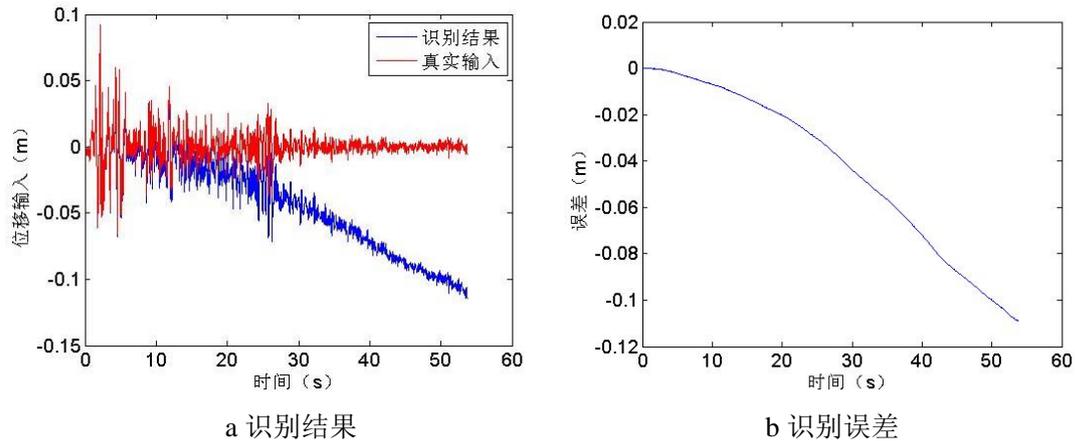


图 2.16 窗口包含 15 个未知数识别结果

对比三组识别结果可以发现，当每个窗口包含 5 个未知数时，识别结果和真实位移输入重合度很高，而由识别结果与真实值的差值得到的识别误差可知，此时算法的识别误差维持在 $10^{-6}m$ 级别，存在轻微误差累积，但识别精度和稳定性均较好。当每个窗口包含 10 个未知数时，识别结果和真实位移输入前半段重合度很高，而 30 秒过后的数据逐渐出现差异。由该条件得到的识别误差图可以发现，存在 $10^{-3}m$ 级别的绝对误差，并有一定的误差累积现象。当每个窗口包含 15 个未知数时，识别结果和真实位移输入在 10 秒过后出现较大差异，由识别误差图可以发现存在较大的绝对误差，并且误差有很明显的累积现象。

对比三组识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法对未知输入进行识别，随着每个窗口包含的未知数数量增多，识别精度会逐渐变差。当每个窗口包含 5 个未知数时，60 秒时间段内的识别误差控制在 $10^{-6}m$ 数量级，相对于 $\pm 0.1m$ 的随机输入数据范围，相对误差控制在 0.01% 以内，该误差水平在工程应用可以接受，故本研究中选取每个窗口未知数数量 $n=5$ 。

2.5 本章小结

本章依照交叉熵算法的基本理论，对多种交叉熵算法的推导过程和计算步骤进行了讲解。

(1) 介绍了经典交叉熵算法的推导过程，结合求解多峰值函数极值点坐标值的算例，给出交叉熵算法全局化最优搜索的计算步骤，求解结果表明该算法能稳定求解多峰值函数极值点的坐标值。

(2) 在经典交叉熵算法的基础上建立基于组合型交叉熵算法的参数识别方法，实现了同时对多个未知量的识别，通过对三自由度模型参数识别的算例，验证组合型交叉熵算法的有效性，收敛性和可靠性，并给出了同时求解不同数量未知量所需的样本量和迭代次数参考值。

(3) 在组合型交叉熵算法的基础上建立基于短时组合型交叉熵算法的连续未知输入识别方法。通过对三自由度模型连续未知输入的求解算例, 对比每个窗口中包含不同未知量个数的识别结果, 给出了每个窗口未知量个数的参考值。并验证了短时组合型交叉熵算法的有效性、收敛性和可靠性。

第3章 基于组合型交叉熵算法的列车和轨道结构参数识别

3.1 引言

结构的物理参数决定着结构的动力学特性,其在列车结构的建模、模型修正、轨道不平顺识别、系统损伤识别和结构健康监测等方面都起着重要的作用。因此在使用轨道检测车进行轨道不平顺检测之前,首先需要确定轨道检测车结构物理参数,才能得到准确的轨道不平顺检测值。而在列车运行过程中,时刻监测轨道不平顺以及轨道的结构参数,才能保证列车的安全、舒适运行。第二章在经典交叉熵算法基础上建立的组合型交叉熵算法,能够做到同时对多个未知数进行识别。运用在列车和轨道监测工程中,若能实现列车结构参数和轨道结构参数的识别,将产生巨大的工程和经济意义。

本章采用上一章提出的组合型交叉熵算法对列车结构物理参数和轨道结构参数进行识别。首先建立了车辆—轨道耦合模型,然后在考虑测量噪声的情况下,分析了不同程度测量噪声对组合型交叉熵算法识别结果的影响。最后对比了不同不平顺轨道试验段对识别效果的影响。

3.2 车辆—轨道垂向耦合模型的动力学方程的建立

车辆—轨道垂向耦合模型是车辆—轨道垂向动力学的分析基础。在车辆—轨道垂向耦合系统建模时,对列车系统和轨道系统的种种简化,或多或少会导致模型功能的损失或分析精度的降低。因此,理想的模型应充分考虑各种影响因素,尽可能完整的反映系统的本质,从而使模型具有精度高、功能强的特点,同时又不能使模型过分复杂,以便于计算模拟的实施。

3.2.1 车辆—轨道耦合模型

车辆—轨道耦合动力学的基本学术思想是:将车辆系统和轨道系统视为一个相互作用、相互耦合的整体大系统,将轮轨相互作用关系作为连接这两个子系统的“纽带”。车辆在轨道上的运动是一个复杂的动力学相互作用过程,牵涉众多因素,既有车辆方面的,又有轨道方面的,而且还相互渗透、相互影响。

本文以目前我国高铁线路使用最多的CRH380AL高速列车和CRTSII型板式轨道为参考基准,详细考虑了列车车辆和轨道结构系统各种主要动态因素,从车辆—轨道相互作用整体系统角度研究轮轨动力作用问题,本文参考翟婉明提出的车辆—轨道耦合动力学^[2],给出以下五点车辆—轨道耦合系统的动力学模型应遵

循的基本原则：

(1) 采用连续分布轨道模型而不是简化的等效集总参数轨道模型。因为集总参数模型主要适合定性分析，不能用于复杂问题的定量化研究。

(2) 采用连续弹性离散点支承梁模型而不用连续弹性基础梁模型，从而更好地符合铁路轨道实际，并能用于处理轨道支撑弹性沿纵向非均匀变化等特殊类型的动力学问题。

(3) 采用 Euler 梁钢轨模型，既不使计算过程过于繁杂，又能适应工程应用需要，保证足够的数值精度。

(4) 采用板式无砟轨道模型，充分反映钢轨—扣件—轨道板—水泥砂浆层—混凝土底座的功能及其相互作用关系。

(5) 采用整车—轨道模型，考虑车体、转向架、轮对及一、二系悬挂方式的影响。

本文在识别列车结构参数和轨道垂向不平顺的过程中，忽略列车行驶平面外因素的影响。采集车厢中心点竖向加速度和转向架中心点的竖向加速度数据，以反映列车整体的垂向振动运动，从而排除了车厢自身点头运动的影响。采用 1/4 列车模型，将车辆模拟成一个以速度 v 运行于轨道结构上的多刚体系统，由车体、转向架、一系悬挂和二系悬挂组成。其中 M_c 为 1/4 车厢质量， M_t 为 1/2 转向架质量， M_w 为一个轮对的质量， K_{s2} 为单支二系悬挂弹簧刚度， C_{s2} 为单支二系悬挂减震器阻尼， K_{s1} 为 2 倍单支一系悬挂弹簧刚度， C_{s1} 为 2 倍单支一系悬挂减震器阻尼。

轨道采用板式无砟轨道，由钢轨、扣件、轨道板、凸形挡台、水泥沥青砂浆（简称 CA 砂浆）及混凝土底座等组成。CA 砂浆具有半刚性、半弹性特性，填充在轨道板和混凝土底座之间，不仅可以稳固轨道结构，而且可以提供一定弹性。因此，板式轨道的垂向振动主要体现在钢轨和轨道板的振动上。为简化建模，视钢轨为连续弹性点支承基础上的欧拉梁，视轨道板为支承在连续分布的线性弹簧（ k_s ）与线性阻尼（ c_s ）上的有限长度自由梁（两端无约束），则板式轨道结构在垂向被抽象为弹性基础上的叠合梁。

在建立了车辆子系统模型和轨道子系统模型之后，需要建立车辆模型和轨道模型之间的耦合模型。在垂向平面内，车辆子系统与轨道子系统之间的耦合作用，是通过轮轨垂向接触而实现的，具体表现为轮轨之间的垂向作用力。本文中用于确定两个弹性体（车轮和钢轨）之间作用力的方法是采用 Hertz 非线性弹性接触模型。

结合翟婉明的车辆—轨道耦合动力学，建立车辆—轨道垂向耦合模型如图 3.1 所示。参考中国高铁 CRH380AL 列车和 CRTSII 型板式轨道，模型中各结构

参数的物理意义及数值如表 3.1 所示。

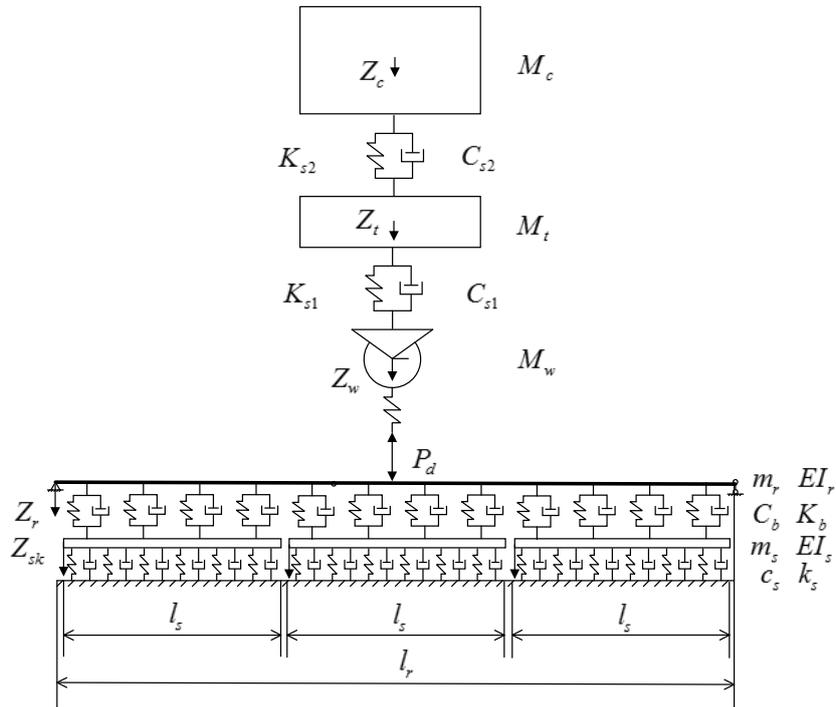


图 3.1 车辆—轨道垂向耦合模型

表 3.1 车辆—轨道耦合模型参数

	参数	物理意义	数值
车辆	M_c	车厢质量 (kg)	9721
	M_t	转向架质量 (kg)	1530
	M_w	车轮质量(kg)	1517
	K_{s1}	第一悬挂系统刚度 (N/m)	3.544×10^6
	C_{s1}	第一悬挂系统阻尼(Ns/m)	4×10^4
	K_{s2}	第二悬挂系统刚度 (N/m)	4.5×10^5
	C_{s2}	第二悬挂系统阻尼 (Ns/m)	2×10^4
钢轨	E_r	钢轨弹性模量(N/m ²)	2.06×10^{11}
	I_r	钢轨截面转动惯量 (m ⁴)	3.22×10^{-5}
	m_r	钢轨线质量(kg/m)	60.64
扣件	K_b	轨下胶垫刚度(N/m)	2.5×10^7
	C_b	轨下胶垫阻尼(Ns/m)	7.5×10^4
	l_b	扣件间距 (m)	0.65

续表 3.1 车辆—轨道耦合模型参数

轨道板	E_s	轨道板弹性模量 (N/m ²)	3.45×10^{10}
	I_s	轨道板截面模量 (m ⁴)	1.7×10^{-3}
	m_s	轨道板线质量 (kg/m)	7.956×10^3
	l_s	轨道板长度 (m)	6.45
CA 砂浆	k_s	线刚度 (N/m ²)	1.7×10^{10}
	c_s	线阻尼 (Ns/m ²)	2.22×10^5

3.2.2 车辆动力学方程

对于图 3.1 所示的车辆—轨道垂向耦合模型, 车辆系统简力图如图 3.2 所示。为了方便计算, 方便确定初始位移和初始加速度, 这里以动位移为研究对象, 因此, 重力等相互平衡的静力作用就没有体现在简力图中。动力学方程可由 D'Alembert 原理逐一推导获得, 共计 3 个自由度。

(1) 车体浮沉运动

$$M_c \ddot{Z}_c + C_{s2} \dot{Z}_c - C_{s2} \dot{Z}_t + K_{s2} Z_c - K_{s2} Z_t = 0 \quad (3.1)$$

(2) 转向架浮沉运动

$$M_t \ddot{Z}_t - C_{s2} \dot{Z}_c + (C_{s1} + C_{s2}) \dot{Z}_t - C_{s1} \dot{Z}_w - K_{s2} Z_c + (K_{s1} + K_{s2}) Z_t - K_{s1} Z_w = 0 \quad (3.2)$$

(3) 轮对浮沉运动

$$M_w \ddot{Z}_w - [C_{s1} (\dot{Z}_t - \dot{Z}_w) + K_{s1} (Z_t - Z_w)] = -P_d \quad (3.3)$$

其中 P_d 为轮轨垂向动作用力。

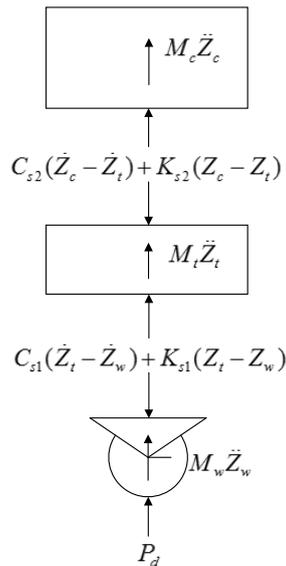


图 3.2 车辆系统简力图

3.2.3 轨道动力学方程

(1) 钢轨结构振动方程

理论上, 轨道被当作连续支承无限长梁体系。然而, 无限长的梁即使采用离散质量也会导致自由度非常多, 质量、阻尼、刚度矩阵庞大, 计算耗时。因此, 考虑将钢轨简化为有限长简支梁, 受力如图 3.3 所示。事实上, 通过数值试验的方法, 当计算长度取得足够长时, 这样的处理可以获得令人满意的效果。由于单个轨道板长度 $l_s=6.45\text{m}$, 轨道板间隙 0.05m , 轨道垂向不平顺最大管理波长为 $120\text{m}^{[62]}$, 综合考虑轨道板数量、轨道不平顺波长及简支梁模型的近似性, 本文中取钢轨计算长度 $l_r=260\text{m}$ 。另外, 本文采用 Euler 梁钢轨模型, 既不使计算过程过于繁杂, 又能满足本文的研究要求。

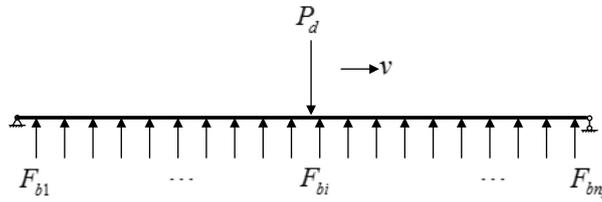


图 3.3 钢轨受力分析图

设钢轨 x 位置处的振动位移变量为 $Z_r(x, t)$, 则其振动微分方程为

$$m_r \ddot{Z}_r(x, t) + EI_r \frac{\partial^4 Z_r(x, t)}{\partial x^4} + \sum_{i=1}^{n_b} F_{bi} \delta(x - x_{bi}) = P_d \delta(x - x_w) \quad (3.4)$$

其中

$$F_{bi} = C_{bi} [\dot{Z}_r(x_{bi}, t) - \dot{Z}_s(x_{bi}, t)] + K_{bi} [Z_r(x_{bi}, t) - Z_s(x_{bi}, t)], (i = 1, 2, \dots, n_b) \quad (3.5)$$

式中, $Z_r(x_{bi}, t)$ 为第 i 扣件在轨道板对应点的振动位移 (m)。

车轮的运动坐标 x_w 为

$$x_w(t) = vt \quad (3.6)$$

各扣件坐标

$$x_{bi} = il_s, i = 1 \sim n_b \quad (3.7)$$

式 (3.4) 是四阶偏微分方程, 为了进行数值分析, 这里采用 Ritz 法将其转化为二阶常微分方程组。引入钢轨正则振型坐标 $A_i(h, t)$, 应用简支梁的正则振型函数, 可得相应于本模型条件的钢轨垂向振型是

$$q_r(h, x) = \sqrt{\frac{2}{m_r l}} \sin \frac{k\pi x}{l} \quad (3.8)$$

则式 (3.4) 的解可写成

$$Z_r(x, t) = \sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x) A_r(h, t) \quad (3.9)$$

对于所截取的模态阶数 N_r ，要求其截止频率在所分析的钢轨有效频率的两倍以上。翟婉明拟采取模态数值试验方法，根据解的收敛性来确定合理的 N_r 值， $N_r=0.5n_b$ 。

将式 (3.9) 代入式 (3.4) 得

$$m_r \sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x) \ddot{A}_r(h, t) + EI_r \sum_{h=1}^{N_r} \frac{\partial^4 q_r(h, x)}{\partial x^4} A_r(h, t) + \sum_{i=1}^{n_b} F_{bi} \delta(x - x_{bi}) = P_d \delta(x - x_w) \quad (3.10)$$

该式两边同乘以 $A_r(h, t)$ ， $h=1, 2, \dots, N_r$ ，对 x 自 0 至 l_r 积分，并注意模态的正交性

$$\int_0^{l_r} q_r(h, x) q_r(e, x) dx = 0 (h \neq e) \quad (3.11)$$

有

$$\begin{aligned} & m_r \int_0^{l_r} q_r(e, x) q_r(h, x) \ddot{A}_r(h, t) dx + EI_r \int_0^{l_r} q_r(e, x) \frac{\partial^4 q_r(h, x)}{\partial x^4} A_r(h, t) dx \\ & + \sum_{i=1}^{n_b} \int_0^{l_r} q_r(e, x) F_{bi} \delta(x - x_{bi}) dx = \int_0^{l_r} q_r(e, x) P_d \delta(x - x_w) dx \end{aligned} \quad (3.12)$$

根据 Dirac δ 函数的性质，

$$\int_0^{l_r} q_r(e, x) \delta(x - x_0) dx = q_r(e, x_0) \quad (3.13)$$

式(3.12)可整理得

$$\begin{aligned} & m_r \int_0^{l_r} q_r(e, x) q_r(h, x) \ddot{A}_r(h, t) dx + EI_r \int_0^{l_r} q_r(e, x) \frac{\partial^4 q_r(h, x)}{\partial x^4} A_r(h, t) dx \\ & + \sum_{i=1}^{n_b} q_r(e, x_{bi}) F_{bi} = q_r(e, x_w) P_d \end{aligned} \quad (3.14)$$

因为

$$\begin{aligned} & \int_0^{l_r} q_r(e, x) q_r(e, x) dx = \frac{1}{m_r}, \\ & \int_0^{l_r} \frac{\partial^4 q_r(e, x)}{\partial x^4} q_r(e, x) dx = \frac{1}{m_r} \left(\frac{e\pi}{l_r} \right)^4 \end{aligned} \quad (3.15)$$

所以，式 (3.14) 可化简成

$$\ddot{A}_r(h,t) + \frac{EI_r}{m_r} \left(\frac{e\pi}{l_r} \right)^4 A_r(h,t) + \sum_{i=1}^{n_b} q_r(e, x_{bi}) F_{bi} = q_r(e, x_w) P_d \quad (3.16)$$

此即钢轨振型坐标二阶常微分方程组的基本形式。

进一步，将式(3.9)代入式(3.5)得

$$\begin{aligned} F_{bi} &= C_{bi} [\dot{Z}_r(x_{bi}, t) - \dot{Z}_s(x_{bi}, t)] + K_{bi} [Z_r(x_{bi}, t) - Z_s(x_{bi}, t)] \\ &= C_{bi} \left[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) \dot{A}_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) \dot{A}_{sk}(g, t) \right] \\ &\quad + K_{bi} \left[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) A_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) A_{sk}(g, t) \right] \\ &\quad (i = 1, 2, \dots, n_b) \end{aligned} \quad (3.17)$$

于是，式(3.16)成为

$$\begin{aligned} \ddot{A}_r(e, t) &+ \sum_{h=1}^{N_r} \dot{A}_r(h, t) \sum_{i=1}^{n_b} C_{bi} q_r(e, x_{bi}) q_r(h, x_{bi}) \\ &- \sum_{g=1}^{N_s} \dot{A}_{sk}(g, t) \sum_{i=1}^{n_b} C_{bi} q_r(e, x_{bi}) q_{sk}(g, x_{bi}) + \frac{EI_r}{m_r} \left(\frac{e\pi}{l_r} \right)^4 A_r(h, t) \\ &+ \sum_{h=1}^{N_r} A_r(h, t) \sum_{i=1}^{n_b} K_{bi} q_r(e, x_{bi}) q_r(h, x_{bi}) \\ &- \sum_{g=1}^{N_s} A_{sk}(g, t) \sum_{i=1}^{n_b} K_{bi} [q_r(e, x_{bi}) q_{sk}(g, x_{bi}) = q_r(e, x_w) P_d \\ &\quad (e = 1, 2, \dots, N_r) \end{aligned} \quad (3.18)$$

此即钢轨振型坐标微分方程组的详细形式。

(2) 轨道板结构振动方程

在垂向将轨道板简化为有阻尼的弹性地基上的两端自由梁，受力图如图3.4所示。

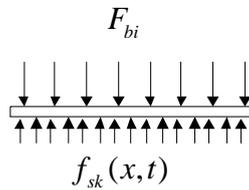


图3.4 轨道板受力分析图

第 k 块轨道板垂向振动微分方程为

$$m_s \ddot{Z}_{sk}(x, t) + EI_s \frac{\partial^4 Z_{sk}(x, t)}{\partial x^4} - \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} F_{bi} \delta(x - x_{bi}) + f_{sk}(x, t) = 0, (k = 1, 2, \dots, n_s) \quad (3.19)$$

式中， EI_s 是轨道板的抗弯刚度($N \cdot m^2$)； $Z_s(x, t)$ 是轨道板的振动位移(m)； m_s 为

轨道板线质量(kg/m); l_s 为轨道板长度(m); k_s 、 c_s 分别是轨道板下 CA 砂浆层沿长度方向的分布刚度(N/m/m)和分布阻尼(N•s/m/m); n_{bs} 则是一块轨道板上钢轨的扣件节点数。

其中

$$\begin{aligned}
 F_{bi} &= C_{bi}[\dot{Z}_r(x_{bi}, t) - \dot{Z}_s(x_{bi}, t)] + K_{bi}[Z_r(x_{bi}, t) - Z_s(x_{bi}, t)], (i = 1, 2, \dots, n_b) \\
 &= C_{bi}[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) \dot{A}_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) \dot{A}_{sk}(g, t)] \\
 &\quad + K_{bi}[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) A_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) A_{sk}(g, t)] \\
 &\quad (i = (k-1)n_{bs} + 1, \dots, (k-1)n_{bs} + n_{bs}) \\
 f_{sk}(x, t) &= c_s \dot{Z}_{sk}(x, t) + k_s Z_{sk}(x, t)
 \end{aligned} \tag{3.20}$$

采用 Ritz 法将此四阶偏微分方程变换成二阶常微分方程组。选取 N_s 个广义坐标 $A_{sk}(g, t)$, 引入自由梁正交函数系 $q_{sk}(g, x)(g=1 \sim N_s)$, 其中

$$\begin{cases} q_{sk1} = 1 \\ q_{sk2} = \sqrt{3} \left(1 - \frac{2x}{l_s} \right) \\ q_{skm} = (\text{ch } \beta_m x + \cos \beta_m x) - C_m (\text{sh } \beta_m x + \sin \beta_m x) \quad (m > 2) \end{cases} \tag{3.21}$$

式中, C_m 、 β_m 为常数。 C_m 、 $\beta_m l_s$ 的取值如表 3.2 所示。

表 3.2 自由梁函数系数

m	1	2	3	4	5	≥ 6
C_m	--	--	0.982502	1.000777	0.999966	1.000000
$\beta_m l_s$	0	0	4.72004	7.85320	10.9956	$(2m-3)\pi/2$

轨道板的垂向位移可近似表示为

$$Z_{sk}(x, t) = \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x) A_{sk}(g, t) \tag{3.22}$$

将式 (3.22) 代入式 (3.20), 并在等式两边同乘 $q_{sk}(f, x)$ ($f=1 \sim N_s$), 然后在轨道板全长范围内对 x 积分, 利用模态的性质和 Dirac δ 函数的性质

$$\begin{aligned}
 \int_0^{l_s} q_{sk}(g, x)q_{sk}(f, x)dx &= 0 (g \neq f), \\
 \int_0^{l_s} q_{sk}(f, x)\delta(x-x_0)dx &= q_{sk}(f, x_0), \\
 \int_0^{l_s} q_{sk}(f, x)q_{sk}(f, x)dx &= l_s, \\
 \int_0^{l_s} \frac{\partial^4 q_{sk}(f, x)}{\partial x^4} q_{sk}(f, x)dx &= l_s \beta_f^4,
 \end{aligned} \tag{3.23}$$

可得

$$\ddot{A}_{sk}(f, t) + \frac{c_s}{m_s} \dot{A}_{sk}(f, t) + \frac{k_s + EI_s \beta_f^4}{m_s} A_{sk}(f, t) - \frac{1}{m_s l_s} \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} F_{bi} q_{sk}(f, x_{bi}) = 0 \tag{3.24}$$

$$(k=1, 2, \dots, n_s; f=1, 2, \dots, N_s)$$

其中

$$\begin{aligned}
 F_{bi} &= C_{bi} [\dot{Z}_r(x_{bi}, t) - \dot{Z}_s(x_{bi}, t)] + K_{bi} [Z_r(x_{bi}, t) - Z_s(x_{bi}, t)], (i=1, 2, \dots, n_b) \\
 &= C_{bi} \left[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) \dot{A}_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) \dot{A}_{sk}(g, t) \right] \\
 &\quad + K_{bi} \left[\sum_{h=1}^{N_r} q_r(h, x_{bi}) A_r(h, t) - \sum_{g=1}^{N_s} q_{sk}(g, x_{bi}) A_{sk}(g, t) \right]
 \end{aligned} \tag{3.25}$$

所以，式 (3.23) 可化简为

$$\begin{aligned}
 \ddot{A}_{sk}(f, t) + \frac{c_s}{m_s} \dot{A}_{sk}(f, t) - \frac{1}{m_s l_s} \sum_{h=1}^{N_r} \dot{A}_r(h, t) \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} C_{bi} q_{sk}(f, x_{bi}) q_r(h, x_{bi}) \\
 + \frac{1}{m_s l_s} \sum_{g=1}^{N_s} \dot{A}_s(g, t) \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} C_{bi} q_{sk}(f, x_{bi}) q_{sk}(g, x_{bi}) + \frac{k_s + EI_s \beta_f^4}{m_s} A_{sk}(f, t) \\
 - \frac{1}{m_s l_s} \sum_{h=1}^{N_r} A_r(h, t) \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} C_{bi} q_{sk}(f, x_{bi}) q_r(h, x_{bi}) \\
 + \frac{1}{m_s l_s} \sum_{g=1}^{N_s} A_s(g, t) \sum_{i=(k-1)n_{bs}+1}^{(k-1)n_{bs}+n_{bs}} C_{bi} q_{sk}(f, x_{bi}) q_{sk}(g, x_{bi}) = 0 \\
 (k=1, 2, \dots, n_s; f=1, 2, \dots, N_s)
 \end{aligned} \tag{3.26}$$

此即轨道板振型坐标二阶常微分方程组 ($f=1 \sim N_s$) 的基本形式。

3.2.4 车辆—轨道垂向耦合关系

应用 Hertz 非线性弹性接触理论，可以确定轮轨之间的垂向作用力

$$P(t) = \left[\frac{1}{G} \delta Z(t) \right]^{3/2} \quad (3.27)$$

式中, G 为轮轨接触常数 ($\text{m}/\text{N}^{2/3}$); $\delta Z(t)$ 为轮轨间的弹性压缩量 (m)。

中国高速铁路主要采用磨耗型踏面车轮, 其轮轨接触常数

$$G = 3.86R^{-0.115} \times 10^{-8} (\text{m}/\text{N}^{2/3}) \quad (3.28)$$

式中, R 为车轮半径 (m)。

轮轨间的弹性压缩量包括车轮静压力 δZ_0 和动压力 $\delta Z_d(t)$ 。其中, 静压力由车辆重力导致, 动压力由车轮和车轮轨道接触点的相对动位移导致。

$$\delta Z(t) = \delta Z_0 + \delta Z_d(t) \quad (3.29)$$

$$\delta Z_0 = GP_0^{2/3} \quad (3.30)$$

$$\delta Z_d(t) = Z_w(t) - Z_r(x_w, t) \quad (3.31)$$

式中, P_0 为车轮静压力; $Z_w(t)$ 为车轮动位移; $Z_r(x_w, t)$ 为车轮轨道接触点动位移。

特别地, 当 $\delta Z(t) < 0$ 时, 表明轮轨已相互脱离, 显然此时轮轨力 $P(t) = 0$ 。

综上所述, 当钢轨存在高低不平顺时, 轮轨力表达式为

$$P(t) = \begin{cases} \left[\frac{1}{G} (\delta Z_0 + Z_w(t) - Z_r(x_w, t) - Z_{r0}(x_w)) \right]^{3/2} \\ 0 \quad (\text{轮轨脱离时}) \end{cases} \quad (3.32)$$

3.3 轨道随机不平顺

列车运营线路的几何状态受众多因素的影响往往表现出明显的随机性, 这些影响因素包括: 钢轨初始弯曲, 钢轨磨耗、伤损, 轨枕间距不均、质量不一, 道床的级配和强度不均、松动、脏污、板结, 路基下沉不均匀、刚度变化等, 它们综合作用, 构成了轨道不平顺的随机特征。受轨道随机不平顺激励, 车辆—轨道耦合系统会产生随机振动, 一方面影响了旅客乘坐舒适性和货物运送平稳性, 另一方面影响到机车车辆结构部件的疲劳伤损与运用可靠性, 同时还影响到轨道结构部件疲劳破坏、线路变形累积, 反过来又加剧了轨道几何状态的恶化。

在实际线路上存在的各种轨道不平顺是由不同波长、不同相位和不同幅值的随机不平顺波叠加而成的, 是与线路里程有关的复杂随机过程。一般而言, 功率谱密度函数 (power spectral density, PSD) 是表述作为平稳随机过程的轨道不平

顺的最重要和最常用的统计函数，由此而得轨道谱。工程中常采用功率谱图来描述谱密度对频率的函数变化。轨道不平顺的功率谱图是以谱密度为纵坐标、以频率或波长为横坐标的连续变化曲线，它可以清楚地表示不平顺的大小随频率的变化关系，而轨道随机不平顺的统计特征只能依靠线路实地测量获得。

3.3.1 中国高速铁路无砟轨道谱

为了满足中国高速铁路研究与维护需求，中国铁道科学研究院（原铁道科学研究院）在对京津、武广、郑西、沪杭、沪宁和京沪等高速铁路无砟轨检测数据统计分析的基础上，与西南交通大学联合提出了中国第一个高速铁路无砟轨道不平顺谱。该轨道谱适用于中国目前正在运营的 300~350km/h 高速铁路无砟轨道。高速铁路无砟轨道不平顺谱采用幂函数分段拟合，各波长区段的轨道谱均采用同一表达式：

$$S(f) = \frac{A}{f^n} \quad (3.33)$$

式中， $S(f)$ 的单位为 $\text{mm}^2/(\text{l/m})$ ； f 是空间频率(l/m)； A 和 n 是拟合系数。表 3.3 给出了我国典型高速铁路无砟轨道不平顺的平均谱拟合系数，其中包括四段不同的拟合系数，各分段点的空间频率及对应波长如表所示，它们适用于速度 300~350km/h 的无砟线路。

表 3.3 中国无砟轨道谱参数

类型	第一段		第二段		第三段		第四段	
	A	n	A	n	A	n	A	n
高低	1.0544E-5	3.3891	3.5588E-3	1.9271	1.9784E-2	1.3643	3.9488E-4	3.4516
	第一、二段分段点		第二、三段分段点		第三、四段分段点			
	空间频率	波长	空间频率	波长	空间频率	波长		
	(l/m)	(m)	(l/m)	(m)	(l/m)	(m)		
	0.0187	53.5	0.0474	21.1	0.1533	6.5		

研究表明，由大量不平顺数据估计得到的轨道谱近似服从自由度为 2 的 χ^2 分布，表 3.3 对应的是平均谱，针对不同线路状态条件，也可根据高速铁路无砟轨道不平顺平均谱估计其百分位数谱，其转换系数 K 如表 3.4 所示。

表 3.4 中国高速铁路无砟轨道不平顺平均谱与百分位数谱的转换系数

转换系数	百分位数 (%)										
	10	20	25	30	50	60	63.2	70	75	80	90
K	0.11	0.22	0.29	0.36	0.69	0.92	1.00	1.20	1.39	1.61	2.30

3.3.2 轨道随机不平顺时域样本的数值模拟方法

由上可见，轨道随机不平顺通常采用功率谱密度函数表示。然而，在第二章

所建立的车辆—轨道耦合动力学非线性模型中，系统激励一般采用时域输入方式，以便于数值求解。因此需要将轨道随机不平顺功率谱密度函数转换为随线路里程变化的轨道不平顺空间样本（相应地可得到时域样本）。对此，我们可以采用适当的时频转换方法，而时频转换方法的精度对真实再现实际线路的空间不平顺状态至关重要。

为实现时频转换，本文采用基于频域功率谱等效的算法，首先根据轨道随机不平顺功率谱求出频谱的幅值和随机相位，然后再通过傅立叶逆变换（IFFT）得到轨道不平顺的时域模拟样本。

根据文献^[60]，功率谱密度值 $S_{xx}(k)$ 在离散的采样点上与信号的频谱有一个确定的关系，即

$$\begin{aligned} S_{xx}(k) &= \left\{ \frac{1}{N} \sum_{s=0}^{N-1} x_s \exp \left[i \left(k \frac{2\pi}{N} \right) s \right] \right\} \left\{ \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} x_j \exp \left[-i \left(k \frac{2\pi}{N} \right) j \right] \right\} \\ &= \frac{1}{N^2} |DFT[x_s]|^2 \\ &= \frac{1}{N^2} [X^*(k)X(k)] \end{aligned} \quad (3.34)$$

式中， $X(k)$ 为时间序列 $\{x_s\}$ 的频谱， $k, s=0, 1, \dots, N-1$ 。

铁路轨道不平顺功率谱密度函数均为单边谱，所以首先要将其转化为双边谱 $S_x(f)$ 。设轨道不平顺的最短波长为 λ_{\min} ，最长波长为 λ_{\max} ，车辆运行的最大速度为 v_{\max} ，则最高时间频率为 $f_{\max}=v_{\max}/\lambda_{\min}$ ，最低时间频率为 $f_{\min}=v_{\max}/\lambda_{\max}$ 。由于机车车辆的自振主频一般在 1 Hz 左右，所以应确保 $f_{\min}<1$ Hz。则由采样定理，采样周期 $\Delta T \leq 1/(2f_{\max})$ 。设模拟的总时间为 T_s ，则时域采样点数为 $T_s/\Delta T$ ，一般需在末尾添 0 以保证采样点数为 2 的整数次幂，即 N_r 。由周期图方法估计出的功率谱具有周期性，且为偶对称序列，因此最后形成以 $N_r/2$ 为对称中心的偶对称序列 $S_x(f=k\Delta f)$ ， $k=0, 1, \dots, N_r-1$ ， $\Delta f=1/(N_r\Delta T)$ ，如图 3.4 所示。

由式（3.31）可知，时域序列的频谱模值为

$$\begin{aligned} |X(k)| &= |DFT[x_s]| \\ &= \sqrt{N_r^2 \times S_k(k)} \\ &= N_r \sqrt{S_k(k)} \\ &= N_r \sqrt{S_x(k\Delta f) \Delta f} \\ &(k=0, 1, \dots, N_r-1) \end{aligned} \quad (3.35)$$

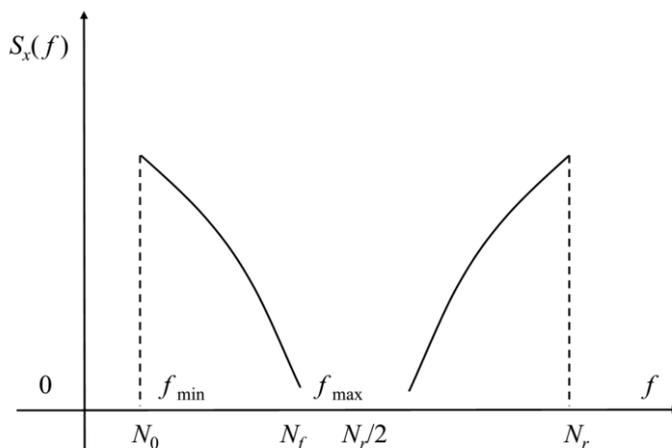


图 3.4 周期功率谱密度采样图

由于时间序列 $X(k)$ 为一随机过程，其频谱相位一定具有随机性。设 ζ_n 为独立相位序列，它的各分量均值均为零，由于实序列的快速傅里叶变换为复序列（实部偶对称，虚部奇对称），所以 ζ_n 应为复数，且有 $|\zeta_n|=1$ ，故设

$$\zeta_n = \cos \phi_n + i \sin \phi_n = \exp(i\phi_n) \quad (3.36)$$

式中， ϕ_n 服从 $0 \sim 2\pi$ 的均匀分布。

又因为 $X(k)$ 的实部关于 $N_r/2$ 偶对称，虚部关于 $N_r/2$ 奇对称，所以只需求出 $0 \sim N_r/2$ 的频谱，由式 (3.63) 和式 (3.64) 可得

$$X(k) = \zeta_n |X(k)| = N_r \zeta_n \sqrt{S_n(k\Delta f) \Delta f} \quad (3.37)$$

显然，由对称条件容易得到 $X(k)$ ，其中 $k=0, 1, \dots, N_r-1$ 。将得到的复序列 $X(k)$ 进行傅里叶逆变换，即可得出轨道不平顺时域模拟样本。

参考田国英^[61]、杨飞^[62]等人的研究，对于本文中考虑的 350km 时速高铁不平顺轨道，高低不平顺最大管理波长 λ_{\max} 取 120m，最小波长 λ_{\min} 取 0.25m。

3.4 振动信号中的噪声模拟

在基于振动信号的结构参数识别和轨道不平顺识别中，测量噪声是影响识别结果的主要因素，而在实际工程应用中，噪声又总是存在的，因此在进行结构参数识别和轨道不平顺识别时，需要考虑振动信号中的噪声模拟。

考虑振动信号中的噪声模拟，即在数值模拟的振动信号中加入噪声作为。实测信号。主要考虑传感器和相关测量系统的噪声，些噪声是随机变化的，它使测量值在原始信号值上、下起伏，并且起伏的幅度在一定的范围内，一般假设这些噪声是符合高斯分布的白色随机过程，可用其均方值来度量噪声水平。对于某一测点加速度响应信号的噪声均方值为：

$$P_n = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sigma_i^2 \quad (3.38)$$

式中， σ_i 为该测点第*i*个加速度响应信号的噪声值，是符合高斯分布的随机量， m 为测量时间步数。 P_n 也称为噪声信号的功率。同样，原始信号的功率可表示为：

$$P_s = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m y_i^2 \quad (3.39)$$

衡量信号与噪声的相对比例以判断噪声对测量精度的影响，通常用信噪比（*SNR*）来描述。其定义为：

$$SNR = 10 \times \lg(P_s / P_n) \quad (3.40)$$

信噪比（*SNR*）以 dB 为单位，由上式可知，信噪比越大，所测得的信号越精确。

采用上一节的车辆—轨道垂向耦合模型，在车厢加速度信号和转向架加速度信号中分别引入 *SNR*=80dB、*SNR*=50dB 和 *SNR*=30dB 的高斯白噪声用以模拟不同噪声环境下采集到的加速度信号。采用中国高铁轨道作为系统输入，列车运行速度 350km/h，截取列车运行 20 米轨道段范围内的车厢和转向架加速度如图 3.5 和图 3.6 所示

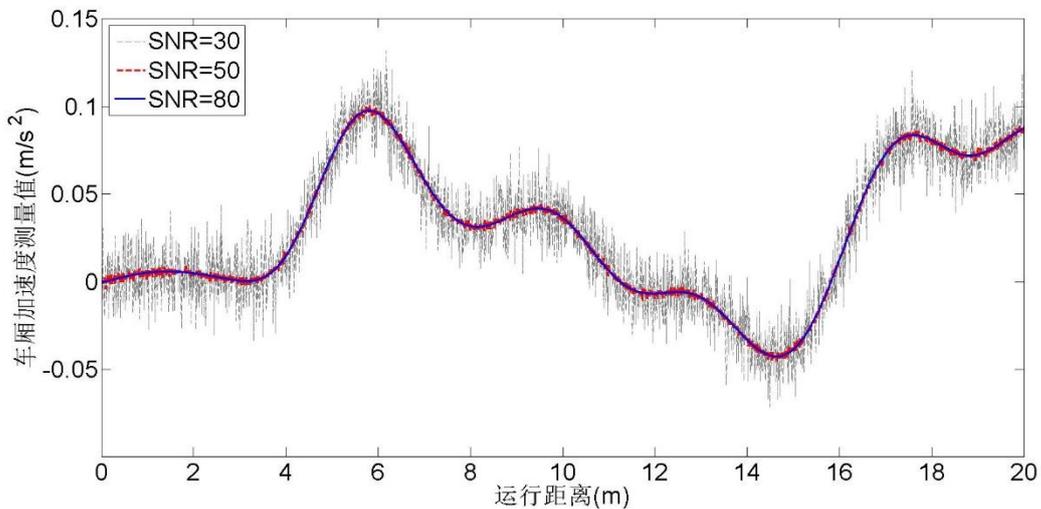


图 3.5 不同信噪比情况下列车车厢加速度

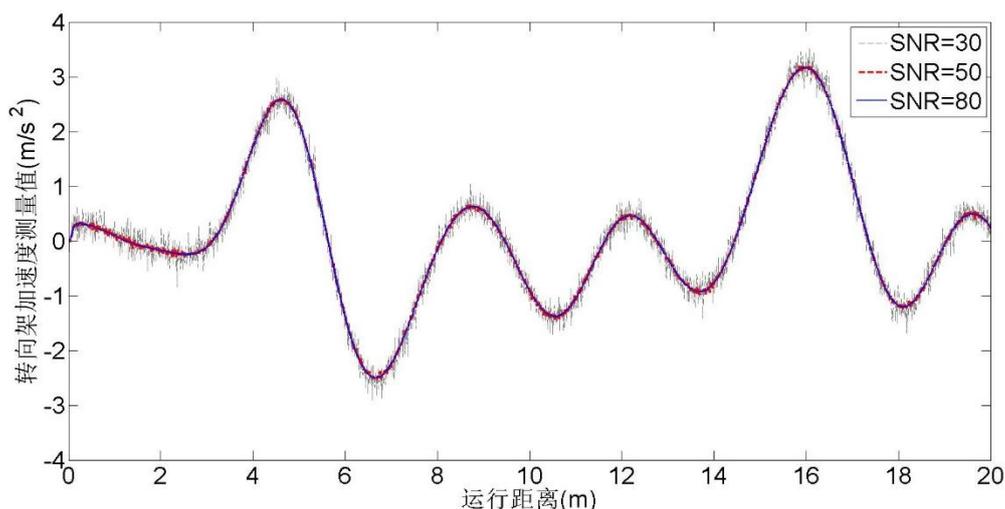


图 3.6 不同信噪比情况下列车转向架加速度

3.5 列车和轨道结构参数识别

3.5.1 列车结构参数识别

采用单轴车辆—轨道垂向耦合模型,通过第二章所介绍的组合型交叉熵算法,对列车结构参数进行识别。首先需要让列 1 车通过一段已知轮廓轨道,通过设置于车厢及转向架处的加速度传感器获得车厢和转向架处的加速度响应值。假定车体质量 M_c 、转向架质量 M_t 、一系悬挂系统的刚度 K_{s1} 和阻尼 C_{s1} 、二系悬挂系统的刚度 K_{s2} 和阻尼 C_{s2} 具有如表 3.5 所示初始高斯分布均值和标准差。车轮质量 M_w 的值相对稳定,考虑为已知数,不参与识别。采用组合型交叉熵算法对 6 个列车参数进行识别。

表 3.5 未知量初始值

未知量	真实值	初始均值	初始标准差	初始均值偏差(%)
$K_{s1}(kN/m)$	3544000	3189600	478440	10
$C_{s1}(kNs/m)$	40000	36000	5400	10
$K_{s2}(kN/m)$	450000	405000	60750	10
$C_{s2}(kNs/m)$	20000	18000	2700	10
$M_c(kg)$	9721	8748.9	1312.335	10
$M_t(kg)$	1530	1377	206.55	10
$M_w(kg)$	1517	/	/	/

采用如图 2.4 所示的识别流程,对基于组合型交叉熵算法的列车结构参数识别作如下说明:

- (1) 不平顺轨道输入采用中国高铁轨道;

(2) 根据第二章给出的样本量 M 和迭代次数 t 参考值, 对 M_c 、 M_t 、 K_{s1} 、 C_{s1} 、 K_{s2} 、 C_{s2} 6 个参数进行同时识别, 取样本量 $M=250$, 迭代次数 $t=20$;

(3) 评估功能函数 S 过程中, 考虑车厢加速度和转向架加速度具有同等重要性, 因此分别计算其均方根(Root Mean Square—RMS), 功能函数用公式 3.41 和公式 3.42 表示。

$$\begin{aligned} \hat{A} &= \text{RMS}(\hat{a}_2) \times \hat{a}_1 + \text{RMS}(\hat{a}_1) \times \hat{a}_2 \\ A &= \text{RMS}(a_2) \times a_1 + \text{RMS}(a_1) \times a_2 \end{aligned} \quad (3.41)$$

$$S(\chi) = (\hat{A} - A)^2 \quad (3.42)$$

式中, \hat{A} 为实测结果, A 为模拟结果, \hat{a}_1 、 \hat{a}_2 为车厢和转向架加速度实测数据, a_1 、 a_2 为车厢和转向架加速度模拟结果。

(4) 设置 3 个工况:

工况 1: 分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=80dB 的高斯白噪声;

工况 2: 分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=50dB 的高斯白噪声;

工况 3: 分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=30dB 的高斯白噪声;

得到结构在测量加速度信噪比 SNR=80dB、SNR=50dB 和 SNR=30dB 情况下参数识别结果误差如图 3.7 所示。表 3.6 给出了各个结构参数在不同噪声情况下的收敛值。

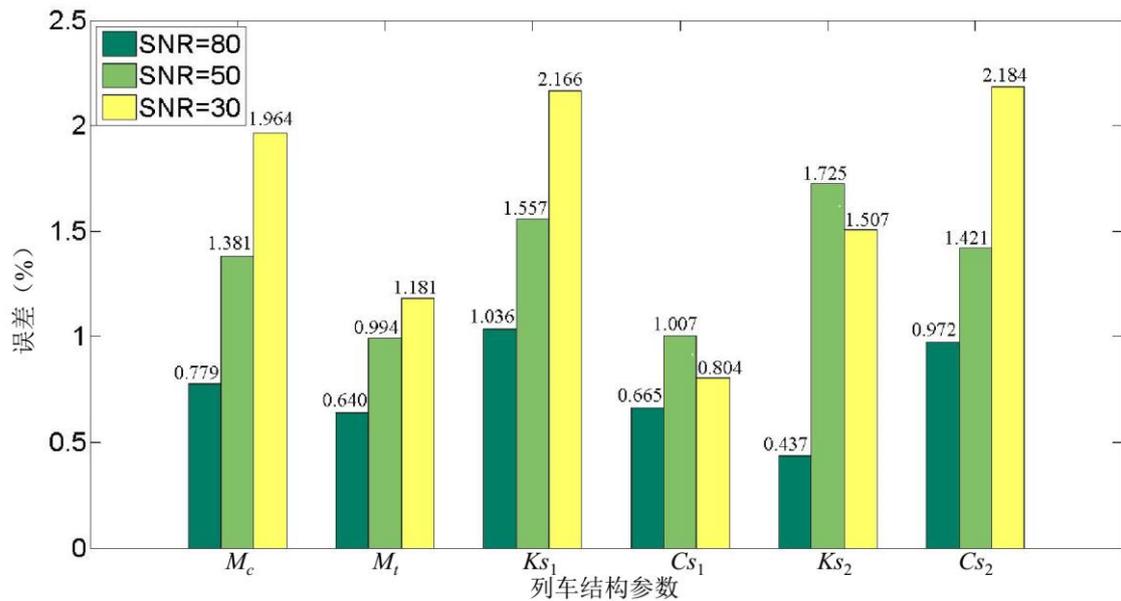


图 3.7 不同信噪比情况下列车结构参数识别

表 3.6 不同信噪比情况下列车结构参数识别结果

未知量	真实值	SNR=80dB	SNR=50dB	SNR=30dB
$K_{s1}(kN/m)$	3544000	3571621.4	3495052.7	3474396.3
$C_{s1}(kNs/m)$	40000	39743.9	39602.3	39527.4
$K_{s2}(kN/m)$	450000	454664.3	457007.6	459745.9
$C_{s2}(kNs/m)$	20000	20133.1	20201.3	20160.7
$M_c(kg)$	9721	9763.5	9888.7	9867.5
$M_t(kg)$	1530	1515.1	1508.3	1563.4

由识别结果可知,采用组合型交叉熵算法在 SNR=80dB 噪声环境下,列车 6 个参数的识别误差均小于 1.0%;在 SNR=50dB 噪声环境下,列车 6 个参数的识别误差均小于 2.0%;在 SNR=30dB 噪声环境下,列车 6 个参数的识别误差均小于 2.5%。说明采用组合型交叉熵算法,在低噪声环境下,可以较好的实现列车结构参数的识别。在高噪声环境下,仍然能实现列车结构参数的识别,但是识别精准度会随噪声的增强而下降。

3.5.2 轨道结构参数识别

采用单轴车辆—轨道垂向耦合模型,通过第二章所介绍的组合型交叉熵算法,对轨道结构参数进行识别。首先需要让列车通过一段已知轮廓轨道,通过设置于车厢及转向架处的加速度传感器获得车厢和转向架处的加速度响应值。由于 CA 砂浆提供的刚度 K_s 和阻尼 C_s 通常不易发生破坏,故仅考虑轨道板上扣件提供的刚度 K_b 、阻尼 C_b 为未知,并假设这两个参数具有如表 3.7 所示初始高斯分布均值和标准差。采用组合型交叉熵算法对 4 个轨道参数进行识别。

表 3.7 未知量初始值

未知量	真实值	初始均值	初始标准差	初始均值偏差(%)
$K_b(kN/m)$	2.50E+07	2.25E+07	3.38E+06	10
$C_b(kNs/m)$	7.50E+04	6.75E+04	1.01E+04	10

采用如图 2.4 所示的识别流程,对基于组合型交叉熵算法的轨道结构参数识别作如下说明:

- (1) 不平顺轨道输入采用中国高铁轨道;
- (2) 根据第二章给出的样本量 M 和迭代次数 t 参考值,对 K_b 、 C_b 进行同时识别,取样本量 $M=100$,迭代次数 $t=20$;
- (3) 评估功能函数 S 过程中,仅考虑车厢加速度,功能函数用公式 3.43 表示。

$$S(\chi) = (\hat{a} - a)^2 \quad (3.43)$$

式中， \hat{a} 为车厢加速度实测数据， a 为车厢加速度模拟结果，

(4) 设置 3 个工况：

工况 1：在车厢加速度信号中添加 SNR=80dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据，带入交叉熵算法中进行识别；

工况 2：在车厢加速度信号中添加 SNR=50dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据，带入交叉熵算法中进行识别；

工况 3：在车厢加速度信号中添加 SNR=30dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据，带入交叉熵算法中进行识别；

得到结构在三种信噪比环境下列车和轨道参数识别结果误差如图 3.8 所示。表 3.8 给出了各个结构参数在不同噪声情况下的收敛值。

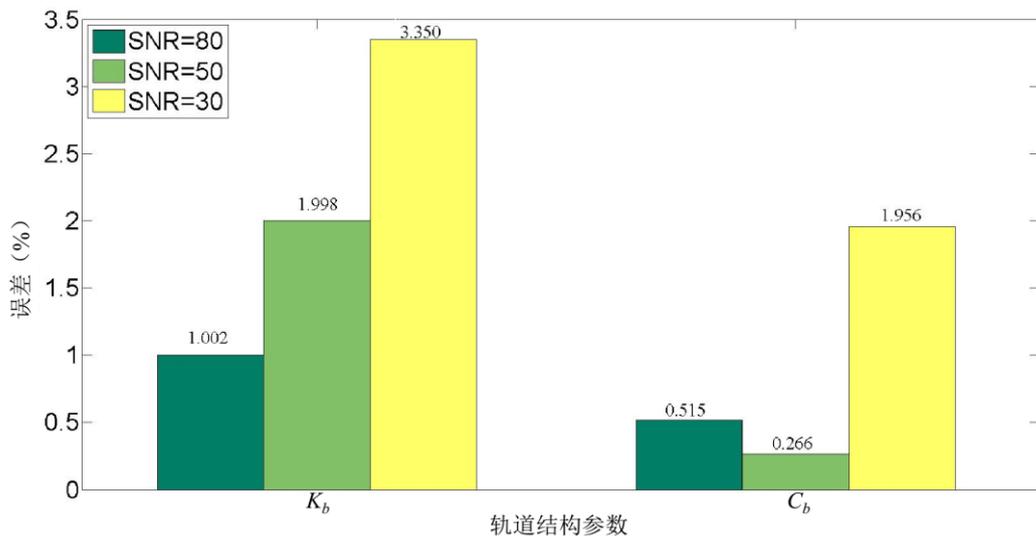


图 3.8 不同信噪比轨道结构参数识别误差

表 3.8 不同信噪比轨道结构参数识别结果

未知量	真实值	SNR=80dB	SNR=50dB	SNR=30dB
$K_b(kN/m)$	25000000	2474939	24500046	24162464
$C_b(kNs/m)$	75000	75386	74800	76467

由识别结果可知，采用组合型交叉熵算法在 SNR=80dB 噪声环境下，轨道 2 个参数的识别误差均小于 1.5%；在 SNR=50dB 噪声环境下，轨道 2 个参数的识别误差均小于 2%；在 SNR=30dB 噪声环境下，轨道 2 个参数的识别误差均小于 3.5%。说明采用组合型交叉熵算法，在低噪声环境下，可以较好的实现轨道板上刚度 K_b 、阻尼 C_b 的识别。在高噪声环境下，仍然能实现这两个轨道结构参数的识别，但是识别精准度会随噪声的增强而下降。通过列车振动信号对轨道结构参

数进行识别, 由于轨道板上扣件刚度与车辆一系和二系悬挂刚度相比, 数值上高出一个数量级, 加上车辆与轨道之间的耦合关系, 相对于通过列车振动信号对车辆结构参数的识别, 轨道结构参数的识别在识别参数数量较少的情况下, 识别精度与车辆结构参数的识别结果相比略差。

3.5.3 列车和轨道结构参数同时识别

同样采用单轴车辆—轨道垂向耦合模型, 通过第二章所介绍的组合型交叉熵算法, 对列车和轨道结构参数同时进行识别。首先要让列车通过一段已知轮廓轨道, 通过设置于车厢及转向架处的加速度传感器获得车厢和转向架处的加速度响应值。结合本节第一小节和第二小节的结果, 假定列车车辆一系悬挂系统的刚度 K_{S1} 和阻尼 C_{S1} 、二系悬挂系统的刚度 K_{S2} 和阻尼 C_{S2} 和轨道板上扣件提供的刚度 K_b 、阻尼 C_b 具有如表 3.9 所示初始高斯分布均值和标准差。采用组合型交叉熵算法对 4 个轨道参数进行识别。

表 3.9 未知量初始值

未知量	真实值	初始均值	初始标准差	初始均值偏差(%)
$K_{S1}(kN/m)$	3544000	3189600	478440	10
$C_{S1}(kNs/m)$	40000	36000	5400	10
$K_{S2}(kN/m)$	450000	405000	60750	10
$C_{S2}(kNs/m)$	20000	18000	2700	10
$K_b(kN/m)$	2.50E+07	2.25E+07	3.38E+06	10
$C_b(kNs/m)$	7.50E+04	6.75E+04	1.01E+04	10

采用如图 2.4 所示的识别流程, 对基于组合型交叉熵算法的列车和轨道结构参数同时识别作如下说明:

- (1) 不平顺轨道输入采用中国高铁轨道;
- (2) 根据第二章给出的样本量 M 和迭代次数 t 参考值, 对 K_{S1} 、 C_{S1} 、 K_{S2} 、 C_{S2} 、 K_b 、 C_b 6 个参数进行同时识别, 取样本量 $M=250$, 迭代次数 $t=20$;
- (3) 评估功能函数 S 过程中, 考虑车厢加速度和转向架加速度具有同等重要性, 因此分别计算其均方根(Root Mean Square—RMS), 功能函数用公式 3.44 和公式 3.45 表示。

$$\hat{A} = \text{RMS}(\hat{a}_2) \times \hat{a}_1 + \text{RMS}(\hat{a}_1) \times \hat{a}_2 \quad (3.44)$$

$$A = \text{RMS}(a_2) \times a_1 + \text{RMS}(a_1) \times a_2$$

$$S(\chi) = (\hat{A} - A)^2 \quad (3.45)$$

式中, \hat{A} 为实测结果, A 为模拟结果, \hat{a}_1 、 \hat{a}_2 为车厢和转向架加速度实测数据, a_1 、 a_2 为车厢和转向架加速度模拟结果。

(4) 设置 3 个工况：

工况 1：分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=80dB 的高斯白噪声；

工况 2：分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=50dB 的高斯白噪声；

工况 3：分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 SNR=30dB 的高斯白噪声；

得到结构在三种信噪比环境下列车和轨道参数识别结果误差如图 3.9 所示。表 3.10 给出了各个结构参数在不同噪声情况下的收敛值。

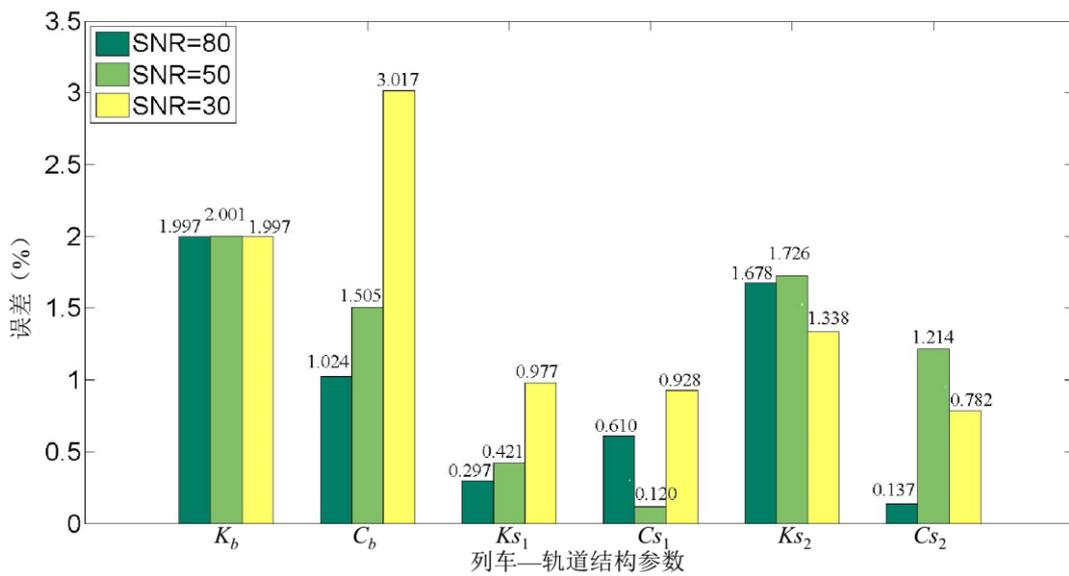


图 3.9 不同信噪比列车和轨道结构参数识别误差

表 3.10 不同信噪比列车结构参数识别结果

未知量	真实值	SNR=80dB	SNR=50dB	SNR=30dB
$K_b(kN/m)$	25000000	24500707.0	24499664.9	24500646.3
$C_b(kNs/m)$	75000	75768.0	76128.5	72737.4
$K_{s1}(kN/m)$	3544000	3554523.8	3558927.7	3509359.5
$C_{s1}(kNs/m)$	40000	40243.8	39952.2	40371.1
$K_{s2}(kN/m)$	442449.1	442232.4	456021.0	442449.1
$C_{s2}(kNs/m)$	19972.6	19757.1	20156.5	19972.6

由识别结果可知，采用组合型交叉熵算法在 SNR=80dB 时，列车和轨道 6 个参数的识别误差均小于 2%；SNR=50dB 时，列车和轨道 6 个参数的识别误差均小于 2%；SNR=30dB 时，列车和轨道 6 个参数的识别误差均小于 3.5%。

说明采用组合型交叉熵算法，在低噪声环境下，可以较好的实现列车车辆一系悬挂系统的刚度 K_{s1} 和阻尼 C_{s1} 、二系悬挂系统的刚度 K_{s2} 和阻尼 C_{s2} 以及轨道板上扣件提供的刚度 K_b 、阻尼 C_b 共 6 个结构参数的识别。在高噪声环境下，识别精准度会随噪声的增强而下降。由上一节分析的轨道结构相对于列车结构识别精度较低的原因相似，此处也出现轨道结构参数在识别过程中受噪声影响较大的现象。因此在高噪声环境下进行识别，若要达到更高的识别精度，需要对测量噪声进行控制。

3.6 不同轨道输入对识别结果的影响

考虑到在列车和轨道结构参数识别过程中，轨道检测车所通过的人工轨道的多样性，此处采用三种不同工况的的不平顺轨道对算法进行验证：

工况 1：采用中国高速铁路轨道，属于较高平整度的随机不平顺轨道；

工况 2：采用美国 6 级铁路轨道。相对于中国高速铁路轨道，美国 6 级铁路轨道属于平整度稍低的随机不平顺轨道，其高低不平顺谱密度函数表示为：

$$S_v(\phi) = \frac{A_v \phi_{v2}^2 (\phi^2 + \phi_{v1}^2)}{\phi^4 (\phi^2 + \phi_{v2}^2)} \quad (3.46)$$

式中， $S_v(\phi)$ 为轨道高低不平顺功率谱密度 [$m^2/(1/m)$]； ϕ 为轨道不平顺的空间频率 (1/m)； A 是粗糙度常数 (m)； ϕ_1 、 ϕ_2 是截断频率 (1/m)。所有轨道级别的粗糙度参数及截断频率如表 3.11 所示。

表 3.11 美国标准轨道谱参数

类型	参数	线路等级					
		一级	二级	三级	四级	五级	六级
高低	$A_v/(10^{-7}m)$	16.7217	9.525	5.2917	2.9633	1.6722	0.9525
	$\phi_{v1}/(1/m)$	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233	0.0233
	$\phi_{v2}/(1/m)$	0.1312	0.1312	0.1312	0.1312	0.1312	0.1312

工况 3：采用波长为 10 米，幅值为 0.002 米的人造正弦波形轨道。

三种工况的输入轨道轮廓曲线如图 3.10 所示。三种工况在加速度信号的采集中均考虑 $SNR=80dB$ 的高斯白噪声，组合型交叉熵算法选取样本量 $M=250$ ，迭代次数 $n=20$ 。三种工况识别误差如图 3.11 所示。表 3.12 给出了各个结构参数在不同噪声情况下的收敛值。

表 3.12 不同信噪比列车结构参数识别结果

未知量	真实值	中国高铁	美国 6 级	正弦波形
$M_c(kg)$	9721	9769.3	9673.6	9628.3
$M_l(kg)$	1530	1525.0	1527.1	1499.7

续表 3.12 不同信噪比列车结构参数识别结果

未知量	真实值	中国高铁	美国 6 级	正弦波形
$Ks_1(kN/m)$	3544000	3564847.6	3558782.4	3575105.2
$Cs_1(kNs/m)$	40000	40132.7	40063.6	40449.3
$Ks_2(kN/m)$	442449.1	447997.3	445628.8	456525.3
$Cs_2(kNs/m)$	19972.6	19858.6	19862.9	19768.3

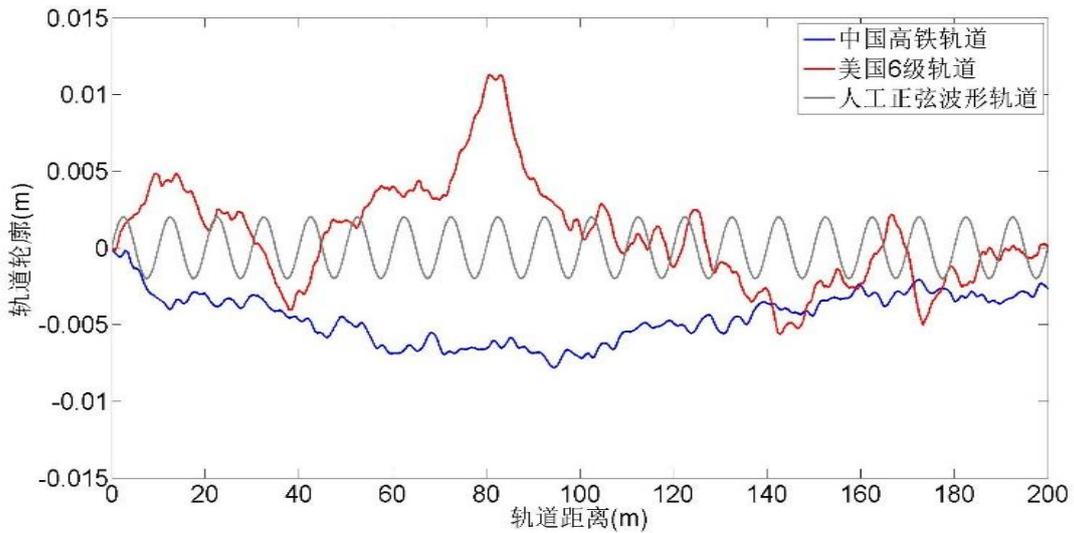


图 3.10 输入轨道轮廓

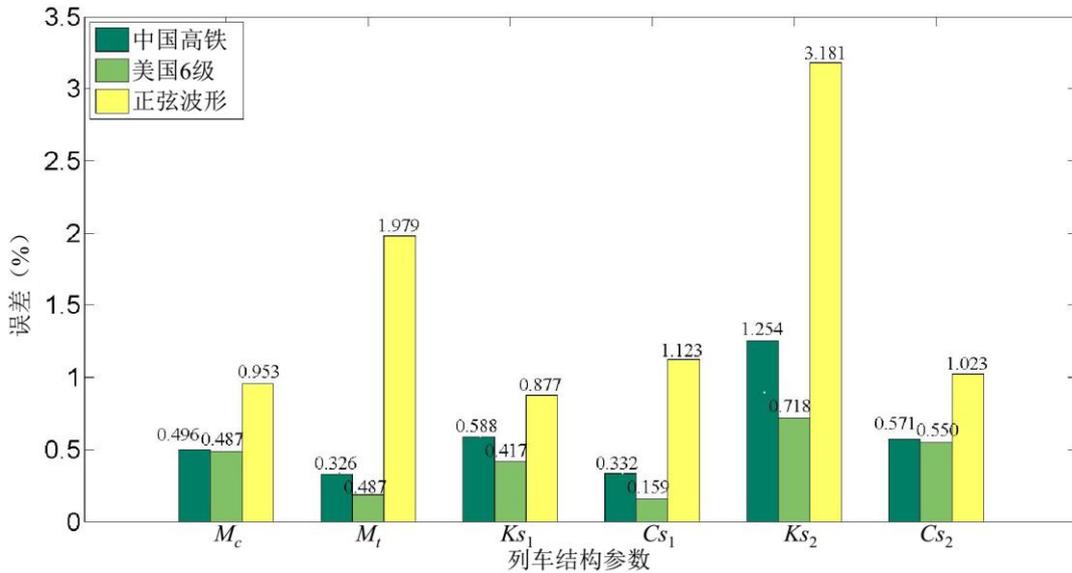


图 3.11 不同轨道输入时列车结构参数识别误差

由图 3.11 可知，采用组合型交叉熵方法进行识别，选用中国高铁轨道和美国 6 级轨道作为已知轨道，均可得到较好的识别结果， M_c 、 M_t 、 Ks_1 、 Cs_1 、 Ks_2 、

C_{S2} 六个参数的识别误差均保持在 1.5% 以内，二者相较而言，美国 6 级轨道的识别结果好于中国高铁轨道，而人造正弦波形轨道的识别结果较差。对比图 3.10 可知，美国 6 级铁路轨道不平顺度最高，轨道不平顺谱的带宽最宽，中国高铁轨道次之，而人工正弦波形轨道的不平顺度最低，仅含有单一频率的波形。分析原因可知，输入轨道的轨道不平顺度越高，所包含的输入信息就越丰富，更有利于交叉熵的计算，因而采用组合型交叉熵算法的识别结果才越精确。

3.7 本章小结

本章首先基于车辆—轨道垂向耦合系统的动力学方程组，采用中国高铁 CRH380AL 列车和 CRTSII 型板式无砟轨道结构参数数据，建立了中国高铁 1/4 车辆—轨道垂向耦合模型。采用中国高速铁路轨道不平顺作为系统输入，得到列车车厢和转向架加速度数据，并在获取得到的加速度数据中加入 SNR=80dB、SNR=50dB 和 SNR=30dB 的高斯白噪声，模拟得到了在不同噪声环境下，中国高铁列车车厢和转向架加速度的测量数据。

然后采用组合型交叉熵算法，通过列车行驶经过已知轨道测量到的车厢和转向架加速度数据，对列车车辆结构参数、轨道结构参数、车辆和轨道结构参数进行识别，分别得到在 SNR=80dB、SNR=50dB 和 SNR=30dB 噪声环境下的识别结果。最后考虑不同轨道输入，得到在相同噪声环境下列车车辆结构参数的识别结果。由识别结果得到以下结论：

(1) 采用组合型交叉熵算法可以实现对列车车体质量 M_c 、转向架质量 M_t 、一系悬挂系统的刚度 K_{S1} 和阻尼 C_{S1} 、二系悬挂系统的刚度 K_{S2} 和阻尼 C_{S2} 的识别，在 SNR=80dB 噪声环境下，参数的识别误差均小于 1.0%；在 SNR=50dB 噪声环境下，参数的识别误差均小于 2.0%；在 SNR=30dB 噪声环境下，参数的识别误差均小于 2.5%。

(2) 采用组合型交叉熵算法可以实现对轨道板上扣件提供的刚度 K_b 、阻尼 C_b 的识别，在 SNR=80dB 噪声环境下，轨道参数的识别误差均小于 1.5%；在 SNR=50dB 噪声环境下，轨道参数的识别误差均小于 2%；在 SNR=30dB 噪声环境下，轨道参数的识别误差均小于 3.5%。

(3) 采用组合型交叉熵算法可以实现对列车车辆一系悬挂系统的刚度 K_{S1} 和阻尼 C_{S1} 、二系悬挂系统的刚度 K_{S2} 和阻尼 C_{S2} 和轨道板上扣件提供的刚度 K_b 、阻尼 C_b 的同时识别，在 SNR=80dB 噪声环境下，列车和轨道参数的识别误差均小于 2%；在 SNR=50dB 噪声环境下，列车和轨道参数的识别误差均小于 2%；在高噪声环境下，列车和轨道参数的识别误差均小于 3.5%。

(4) 组合型交叉熵算法对结构参数的识别会受到列车震动信号测量过程中的噪声影响,识别精准度会随噪声的增强而下降。因此在高噪声环境下进行识别,若要达到更高的识别精度,需要对测量噪声进行控制。

(5) 由于轨道板上扣件刚度与车辆一系和二系悬挂刚度相比,数值上高出一个数量级,加上车辆与轨道之间的耦合关系,通过列车振动信号对轨道结构参数的识别结果略差于通过列车振动信号对车辆结构参数的识别结果。

(6) 输入轨道的轨道不平顺度越高,所包含的输入信息就越丰富,识别结果越精确。

第4章 基于短时组合型交叉熵算法的轨道垂向不平顺识别

4.1 引言

轨道不平顺是车辆和轨道主要的振动源,轨道异常不平顺是导致列车运营事故的重要原因,本文的目标就是通过运营列车车厢震动信号实现对运营轨道不平顺的实时监测,从而避免运营事故的发生。本章将基于上一章建立的车辆—轨道垂向耦合模型,重点讲解采用短时组合型交叉熵算法,通过车厢加速度信号实现对轨道不平顺输入的识别。

本章首先分别研究了采用短时组合型交叉熵算法,在不同噪声环境下测得的车厢加速度信号对轨道不平顺输入识别的影响。然后提出了一种在高噪声环境下的优化识别方法,并验证了该优化方法的有效性。最后结合第三章内容,提出了列车结构参数未知情况下的轨道不平顺输入识别方法,并验证了该方法的有效性。

4.2 轨道垂向不平顺识别

轨道不平顺对于列车—轨道系统而言,实质上是属于连续未知输入。采用第二章提出的交叉熵识别算法,对于连续未知的轨道不平顺输入,可以选用短时组合型交叉熵算法对其进行识别。通过运营列车车厢处的加速度数据对连续运营高铁轨道进行不平顺检测,主要考虑车厢加速度信号采集过程中噪声对识别结果的影响。

本节基于车辆—轨道耦合模型和中国高铁轨道不平顺输入数据,参考第三章的加速度噪声模拟方法,分别在车厢加速度信号中加入 $SNR=80dB$ 、 $SNR=50dB$ 和 $SNR=30dB$ 的高斯白噪声,模拟在不同噪声环境下采集到的车厢加速度信号。然后通过此加速度信号,采用短时组合型交叉熵算法进行轨道不平顺识别,得到不同噪声环境下的轨道不平顺识别结果。将识别结果与真实输入进行对比,验证算法的有效性。

4.2.1 轨道垂向不平顺识别流程

采用短时组合型交叉熵算法,通过不同噪声环境下测得的车厢加速度信号,对轨道不平顺输入进行识别。对识别流程作如下说明:

(1) 不平顺轨道检测要求:

对于中国高铁轨道不平顺而言,350km/h 线路轨道不平顺管理波长为 120m。目前中国高铁轨道不平顺检测过程中,轨道不平顺采样间隔为 0.25m,空间频率

为 4 (1/m)。因此在采用短时组合型交叉熵算法进行轨道不平顺识别有效性验证时, 选取识别轨道段长度为 200m, 识别空间步长为 0.25m。

在车辆—轨道耦合模型的运算过程中, 需将识别得到的轨道进行线性内插值, 以满足 Newmark 法求解过程中的时间步长要求。此处考虑线性内插值倍数为 32 倍, 时间步长为 8E-5s 满足运算要求。

(2) 考虑车厢加速度信号采集过程中的噪声影响, 分三种工况进行轨道不平顺识别:

工况 1: 在车厢加速度信号中添加 SNR=80dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据, 带入交叉熵算法中进行识别;

工况 2: 在车厢加速度信号中添加 SNR=50dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据, 带入交叉熵算法中进行识别;

工况 3: 在车厢加速度信号中添加 SNR=30dB 的高斯白噪声作为采集到的加速度数据, 带入交叉熵算法中进行识别;

(3) 采用图 2.13 所示的短时组合型交叉熵算法识别流程, 将求解连续未知轨道输入考虑为含有 N 个未知数的优化问题, 将优化问题分为多个窗口, 取每个窗口包含 n 个未知数, 参考第二章的结论, 取 $n=5$ 。

给出第一个窗口 5 个未知数的初始概率密度分布, 算法中的概率密度函数选择高斯分布, 根据中国高铁不平顺轨道的特点, 取第一个窗口的 5 个未知输入均具有 0mm 的平均值和 1mm 的标准差。采用组合型交叉熵算法求解这 5 个轨道轮廓, 并储存得的数据。

算法进行到下一阶段, 将窗口向后移动一个窗口的位置, 将第 5 个轨道轮廓点的求解结果作为第 6 个到第 10 个轨道轮廓点的初始均值。第 6 到第 10 个点具有逐渐放大的初始标准差, 初始标准差从 0.2mm 逐渐增大至 1mm。重复该过程, 直到求解出 200m 轨道所有轮廓的数据。

根据第二章给出的样本量 M 和迭代次数 t 参考值, 对第 5 个轨道轮廓点进行同时识别, 取样本量 $M=250$, 迭代次数 $t=20$;

评估功能函数 S 过程中, 仅考虑车厢加速度, 功能函数用公式 4.1 表示。

$$S(\chi) = (\hat{a} - a)^2 \quad (4.1)$$

其中 \hat{a} 为实测加速度数据, a 为模拟加速度结果。

4.2.2 不同噪声影响下轨道垂向不平顺识别

采用上述短时组合型交叉熵算法识别流程, 在车厢加速度信号中加入 SNR=80dB、SNR=50dB 和 SNR=30dB 的高斯白噪声, 得到轨道不平顺识别结果

与真实轨道输入对比如图 4.1、图 4.2 和图 4.3 所示。图中左侧纵坐标对应的是真实轨道输入和轨道不平顺识别结果的轨道轮廓数据，右侧纵坐标对应的是将轨道不平顺识别结果与真实输入相减得到的绝对误差数据。将三种噪声环境工况的识别结果进行 FFT 变换，得到识别结果与真实轨道输入的功率谱密度曲线对比如图 4.4 所示。

4.2.3 识别结果分析

由图 4.1 的识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法，通过在 SNR=80dB 噪声环境下测量得到的车厢加速度对轨道不平顺谱进行识别，得到的识别结果与真实轨道输入吻合度极高，两者的绝对误差在 200 米轨道范围内维持在 $10^{-9}m$ 数量级。

由图 4.2 的识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法，通过在 SNR=50dB 噪声环境下测量得到的车厢加速度对轨道不平顺谱进行识别，得到的识别结果与真实轨道输入在轨道初始段吻合度较高，但是随着轨道距离的增长，逐渐出现误差累积而导致的基线漂移现象，在完成 200 米轨道的识别后，两者的绝对误差维持在达到 $3 \times 10^{-3}m$ 。

由图 4.3 的识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法，通过在 SNR=30dB 噪声环境下测量得到的车厢加速度对轨道不平顺谱进行识别，得到的识别结果与真实轨道输入在整个轨道段的吻合度均较低，在完成 200 米轨道段的识别后，两者的绝对误差最大值达到 $6 \times 10^{-3}m$ 。但是从图中可以看出，识别结果和真实轨道输入在细部波形处的相似度依然很高。

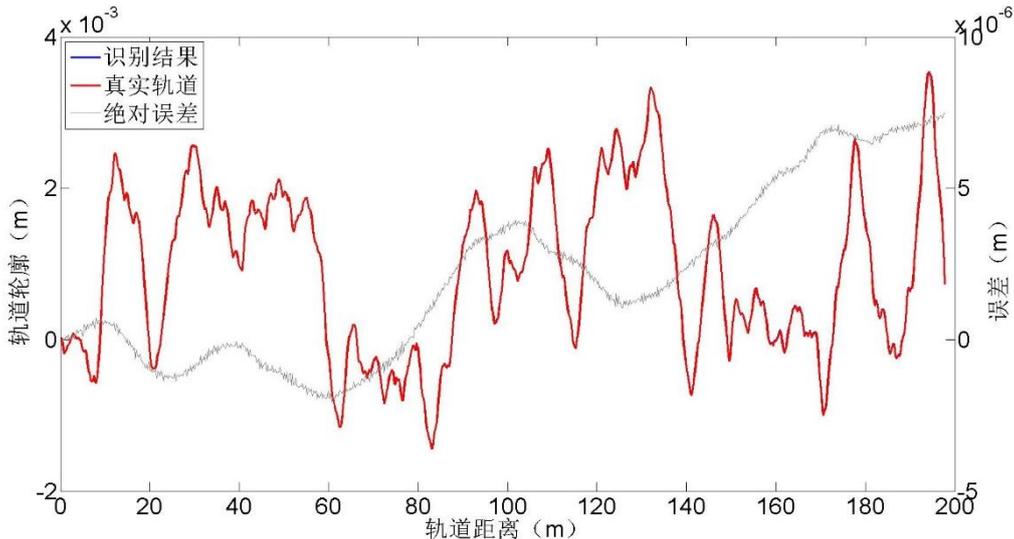


图 4.1 SNR=80dB 轨道不平顺识别

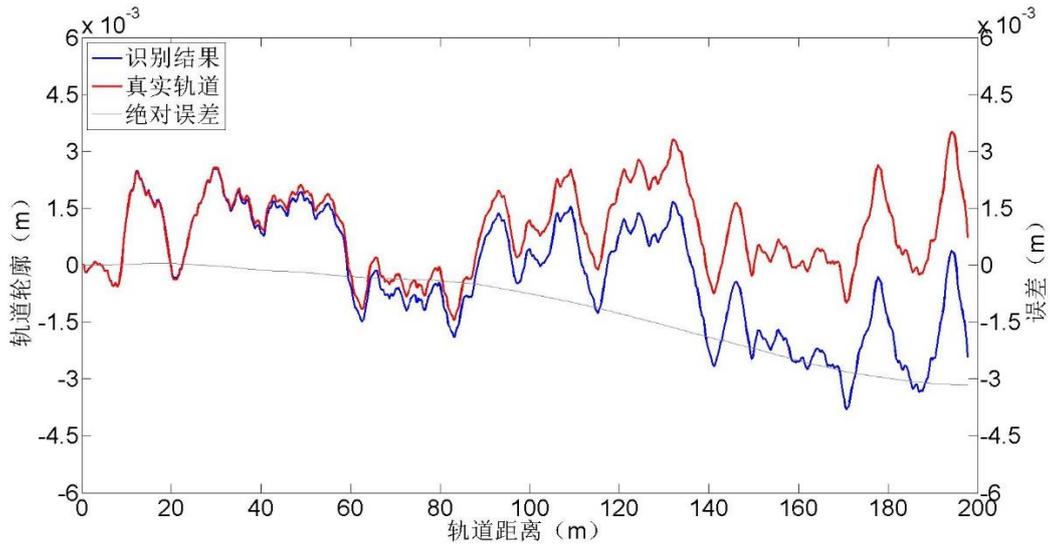


图 4.2 SNR=50dB 轨道不平顺识别

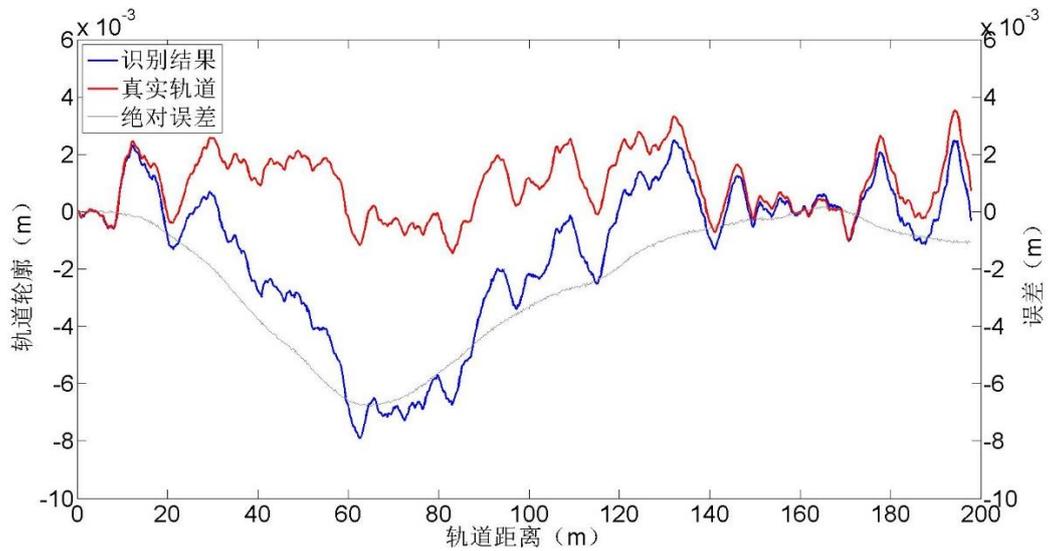


图 4.3 SNR=30dB 轨道不平顺识别

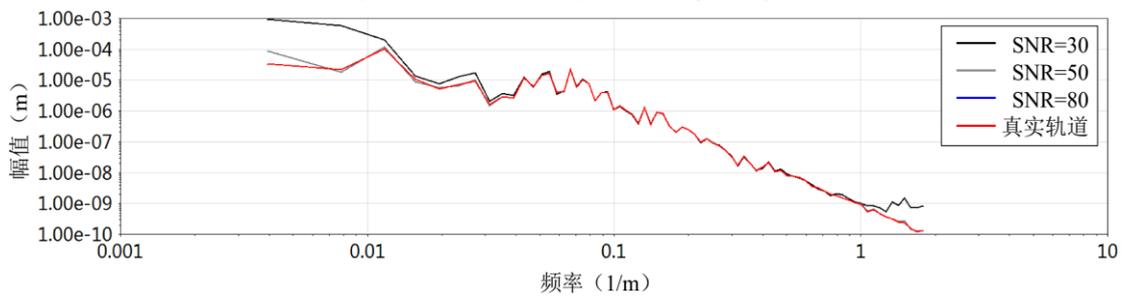


图 4.4 轨道不平顺功率谱密度

由图 4.4 可知，在 SNR=80dB 噪声环境下，轨道不平顺识别结果的功率谱密度曲线（蓝色线）与真实轨道的功率谱密度曲线（红色线）吻合度极高，说明在低噪声环境下，采用短时组合型交叉熵算法能非常精确地识别出轨道不平顺输入，和时程曲线反映出来的结果一致。

在添加 SNR=50dB 高斯白噪声模拟出的噪声环境下，轨道不平顺识别结果

的功率谱密度曲线（灰色线）与真实轨道的功率谱密度曲线在频率低于 0.008m^{-1} 的区段出现了差异，对应的轨道不平顺为波长大于 125m 区段的轨道不平顺波。而本文中考虑的中国高铁不平顺管理波长为 $0.25\text{m}\sim 120\text{m}$ ，说明在 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下，采用短时组合型交叉熵算法对中国高铁轨道不平顺进行识别时，会出现 120m 以下低频的趋势项。

在添加 $\text{SNR}=30\text{dB}$ 高斯白噪声模拟出的噪声环境下，轨道不平顺识别结果的功率谱密度曲线（黑色线）与真实轨道的功率谱密度曲线在频率高于 1m^{-1} 和低于 0.04m^{-1} 的区段出现了差异。高于 1m^{-1} 频率区段的差异产生原因主要是因为低信噪比噪声的影响，使得采集到的加速度信号中包含较多高频噪声成分，而该算法在评估功能函数时采用的是包含噪声的加速度测量值，由于低幅值高频率的轨道不平顺成分正好可以引起车厢产生类似噪声的加速度响应，因此低信噪比下识别结果中存在较多低幅值的高频成分。低于 0.04m^{-1} 频率区段的差异主要由于较高的噪声输入使加速度测量信号中包含了较多错误信息，从而导致的识别结果不准确，这一点在图 4.3 中也有所体现。但是可以发现，由于本文中考虑的是高斯白噪声的影响，因此使用短时组合型交叉熵算法仍能较好的实现轨道不平顺谱中频区段的识别。

4.3 滤除趋势项的优化识别方法

由上一节的识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法可以非常精确地实现无噪或低噪环境下的轨道不平顺识别，但是也发现在识别轨道不平顺的过程中，测量噪声会对识别结果产生较大影响。由 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 和 $\text{SNR}=30\text{dB}$ 噪声环境下得到的轨道不平顺识别功率谱密度曲线发现，由于低信噪比噪声的影响，算法会识别出低频率高幅值的错误信息，然而由于轨道垂向不平顺最大管理波长 120m 的限制，真实的轨道不平顺并不会产生这种频率低于 0.008m^{-1} 的高幅值信息，因此考虑滤除识别结果中大于最大管理波长的趋势项。

4.3.1 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 优化结果

在 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下对轨道不平顺进行识别时，考虑先采用短时组合型交叉熵算法进行识别，再滤除识别结果中大于 120m 波长的趋势项，得到滤除趋势项的优化识别结果。将优化结果和真实轨道输入以及未滤除趋势项的结果进行对比，如图 4.5 所示，其中右侧纵坐标对应的是优化识别结果与真实轨道相减得到的绝对误差数据。

图中红色线为真实轨道输入，黑色线为上一节得到的未滤除趋势项的识别结果，蓝色线为滤除 120m 以上波长趋势项得到的识别结果。由图可知，通过滤除

趋势项得到的优化识别结果与真实轨道吻合度很高,说明该优化方法可以去除在 SNR=50dB 噪声环境下得到的识别结果中的基线漂移现象,得到较好的识别效果。

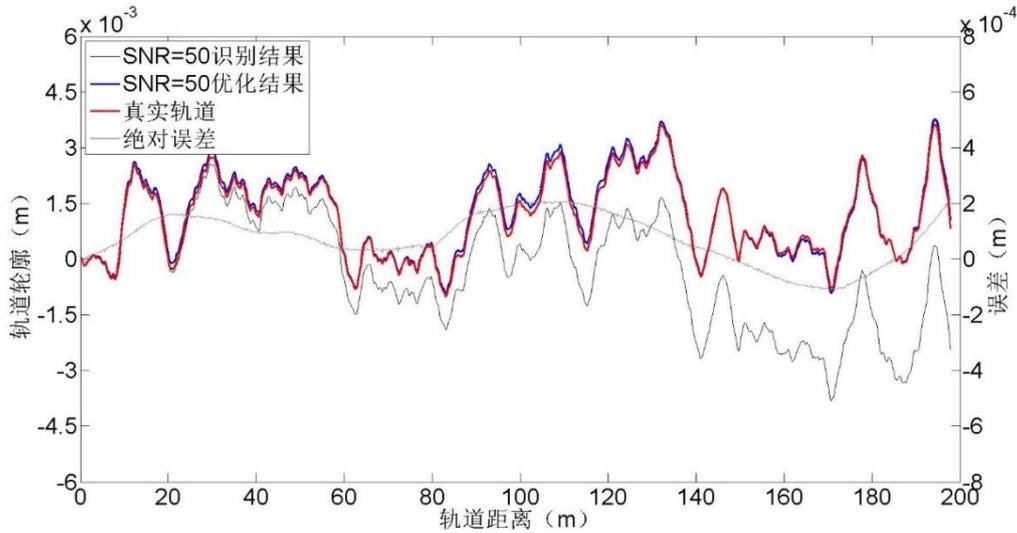


图 4.5 SNR=50dB 轨道不平顺识别结果

将滤除趋势项的优化识别结果进行 FFT 变换,得到优化结果的功率谱密度曲线,将其和未进行趋势项滤除的结果和真实轨道输入的功率谱密度曲线进行对比,如图 4.6 所示。由图可知,优化结果(蓝色线)与真实轨道(红色线)的功率谱密度曲线吻合度很高,与未优化结果相比,在低频段的识别准确度的有明显提升,足以说明采用滤除趋势项的短时组合型交叉熵优化算法能够很好的实现在 SNR=50dB 噪声环境下的轨道不平顺识别。

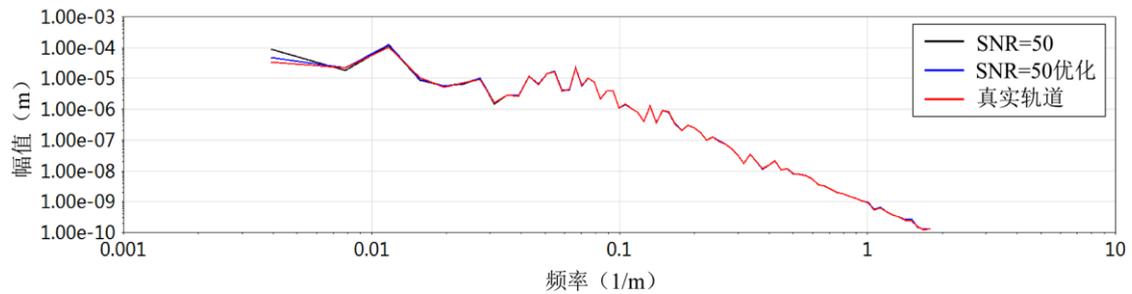


图 4.6 轨道不平顺功率谱密度

4.3.2 SNR=30dB 优化结果

由上一节的识别结果可知,采用短时组合型交叉熵算法,通过在 SNR=30dB 噪声环境下测得的车厢加速度数据对轨道不平顺进行识别,识别结果在频率低于 0.04m^{-1} 的区段存在较大误差。通过滤除识别结果中大于最大管理波长的趋势项,得到优化识别结果如图 4.7 所示,其中右侧纵坐标对应的是优化识别结果与真实轨道相减得到的绝对误差数据。将滤除趋势项的优化识别结果进行 FFT 变换,得到优化结果的功率谱密度曲线,将其和未进行趋势项滤除的结果和真实轨道输

入的功率谱密度曲线进行对比，如图 4.8 所示。

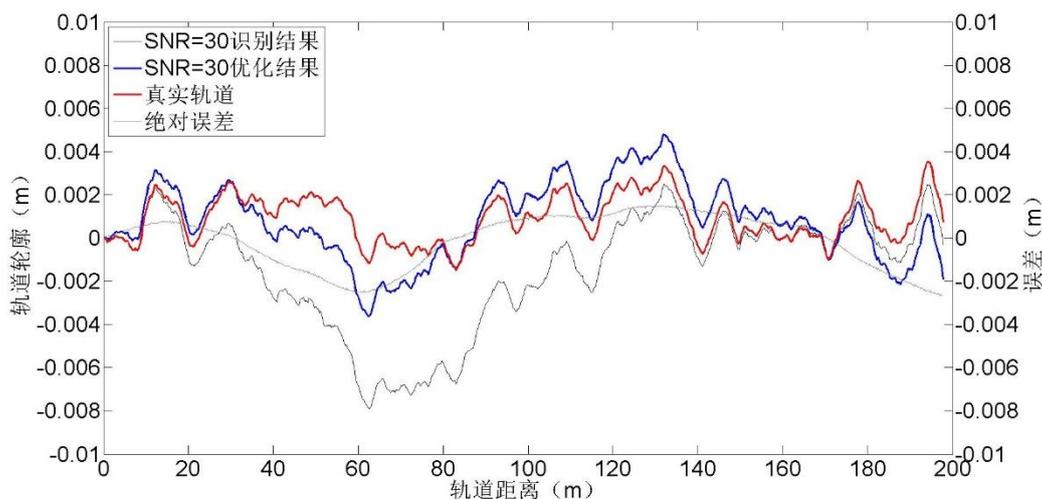


图 4.7 SNR=30dB 轨道不平顺识别结果

由图 4.7 可以看出，采用滤除趋势项的方法对 SNR=30dB 噪声环境下的识别结果进行优化，得到的优化结果（蓝色线）与直接识别结果（黑色线）相比，与真实轨道（红色线）的吻合度有一定提升，200 米轨道段内的绝对误差也控制在 4mm 以内。由图 4.8 所示功率谱密度曲线可知，滤除趋势项的识别结果与真实输入在频率低于 0.04m^{-1} 的区段仍有差异，与未优化的结果相比，优化结果与真实输入的吻合度虽然有了少许提升，但是两者差异仍然较大。

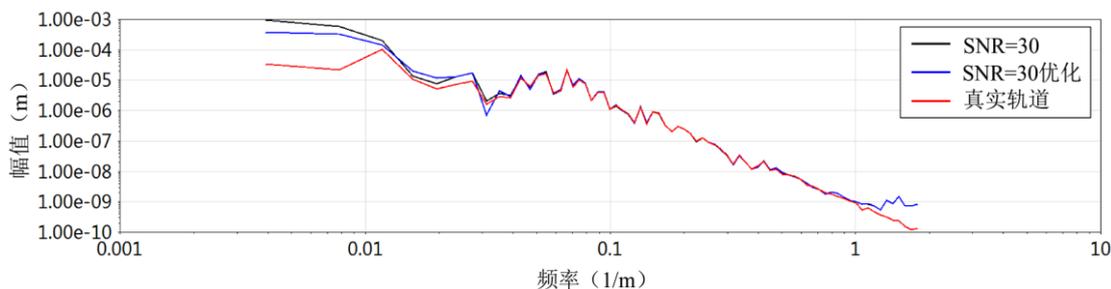


图 4.8 轨道不平顺功率谱密度

4.3.3 优化结果分析

由 SNR=50dB 噪声环境下的优化识别结果可知，采用滤除趋势项的优化方法可以明显提升短时组合型交叉熵算法的识别效果。通过滤除超过中国高铁轨道最大管理波长的趋势项，可以非常精确地实现轨道不平顺识别，得到的轨道空间曲线和功率谱密度曲线的吻合度都很高，说明在 SNR=50dB 噪声环境下，可以通过滤除大于管理波长趋势项的短时组合型交叉熵算法实现中国高铁不平顺轨道的识别。

在 SNR=30dB 噪声环境下，通过滤除轨道趋势项的方法，与直接识别得到

的结果相比，轨道空间曲线和功率谱密度曲线与真实轨道的吻合度有一定提升。但是也可以发现，得到的优化结果在低频段与真实轨道仍存在较大差异，说明仅通过对识别结果进行优化并不能较好的实现在 $\text{SNR}=30\text{dB}$ 噪声环境下的轨道不平顺识别。因而在较高的噪声环境下采用短时组合型交叉熵算法进行轨道不平顺识别时，应当优先考虑对采集到的加速度数据进行降噪，将噪声水平控制在较低水平后再采用滤除大于管理波长趋势项的短时组合型交叉熵算法进行识别，这样才能得到较好的识别效果。

4.4 列车结构参数未知情况下轨道垂向不平顺识别

在进行轨道不平顺识别的过程中，可能会出现列车结构参数部分未知的情况。在列车运营过程中，即使是轻微的轨道不平顺，也会引起列车结构特别是一系悬挂和轴箱处会发生剧烈震动，此时可能会出现一系悬挂出现损伤的显现。若用正常的一系悬挂数据进行车辆—轨道耦合模型建模，然后采用短时组合型交叉熵算法进行轨道不平顺识别，得到的识别结果必然会不准确。因而考虑对列车一系悬挂结构参数数据和轨道不平顺同时进行识别。

4.4.1 列车结构参数和轨道垂向不平顺识别流程

采用短时组合型交叉熵算法，通过低噪声环境下测得的车厢加速度信号，对列车一系悬挂结构参数数据和轨道不平顺输入同时进行识别。对识别流程作如下说明：

(1) 不平顺轨道检测要求同 4.2 节，采用 350km/h 线路轨道，不平顺管理波长为 120m ，轨道不平顺采样间隔为 0.25m ，选取识别轨道段长度为 200m 。

(2) 考虑车厢加速度信号采集过程中的噪声影响，分两种工况进行轨道不平顺识别：

工况 1：分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 $\text{SNR}=80\text{dB}$ 的高斯白噪声；

工况 2：分别在车厢加速度信号和转向架加速度信号中添加 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 的高斯白噪声，带入短时组合型交叉熵算法中进行求解，并采用滤除趋势项的方法对轨道不平顺识别结果进行优化；

由于在较高噪声环境下，采用短时组合型交叉熵算法和滤除趋势项的优化方法只能得到近似识别结果，考虑对高噪声下采集到的加速度数据降噪后再采用短时组合型交叉熵算法进行识别，因而此处不再考虑 $\text{SNR}=30\text{dB}$ 噪声环境下的列车一系悬挂结构参数数据和轨道不平顺输入同时识别的工况。

(3) 采用图 2.13 所示的短时组合型交叉熵算法识别流程，将求解连续未知

轨道输入考虑为含有 N 个未知数的优化问题，将优化问题分为多个窗口，取每个窗口包含 n 个未知数，参考第二章的结论，取 $n=5$ 。

给出第一个窗口 5 个未知轨道轮廓的初始概率密度分布，算法中的概率密度函数选择高斯分布，根据中国高铁不平顺轨道的特点，取第一个窗口的 5 个未知轨道轮廓均具有 $0mm$ 的平均值和 $1mm$ 的标准差。

将车辆一系悬挂的刚度 Ks_1 和阻尼 Cs_1 作为未知数，带入第一个窗口进行计算，并假定初始概率密度分布为高斯分布，服从表 4.1 给出的均值和方差。采用组合型交叉熵算法求解这 7 个未知数，并储存得的数据。

表 4.1 未知量初始值

未知量	真实值	初始均值	初始标准差	初始均值偏差(%)
$Ks_1(kN/m)$	3544000	3189600	478440	10
$Cs_1(kNs/m)$	40000	36000	5400	10

算法进行到下一阶段，将窗口向后移动一个窗口的位置，将第 5 个轨道轮廓点的求解结果作为第 6 个到第 10 个轨道轮廓点的初始均值。第 6 到第 10 个点具有逐渐放大的初始标准差，初始标准差从 $0.2mm$ 逐渐增大至 $1mm$ 。重复该过程，直到求解出 200m 轨道所有轮廓的数据。

根据第二章给出的样本量 M 和迭代次数 t 参考值，对第一个窗口取样本量 $M=500$ ，迭代次数 $t=20$ 。第二个及之后的窗口取样本量 $M=250$ ，迭代次数 $t=20$ ；

评估功能函数 S 过程中，仅考虑车厢加速度，并对加速度数值进行除权，功能函数用公式 4.2 和 4.3 表示。

$$\begin{aligned}\hat{A} &= \text{RMS}(\hat{a}_2) \times \hat{a}_1 + \text{RMS}(\hat{a}_1) \times \hat{a}_2 \\ A &= \text{RMS}(a_2) \times a_1 + \text{RMS}(a_1) \times a_2\end{aligned}\quad (4.2)$$

$$S(\chi) = (\hat{A} - A)^2 \quad (4.3)$$

式中， \hat{A} 为实测结果， A 为模拟结果， \hat{a}_1 、 \hat{a}_2 为车厢和转向架加速度实测数据， a_1 、 a_2 为车厢和转向架加速度模拟结果，其中 RMS 表示求均方根运算(Root Mean Square)。

4.4.2 识别结果分析

通过上述列车结构参数和轨道不平顺同时识别流程，采用短时组合型交叉熵算法得到 $\text{SNR}=80\text{dB}$ 噪声环境和 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下轨道不平顺识别结果与真实轨道输入对比如图 4.9 和图 4.10 所示。图中左侧纵坐标对应的是真实轨道输入和轨道不平顺识别结果的轨道轮廓数据，右侧纵坐标对应的是将轨道不平顺识别结果与真实输入相减得到的绝对误差数据。得到一系悬挂识别结果如表 4.2 所

示。将两种噪声环境工况的识别结果进行 FFT 变换，得到识别结果与真实轨道输入的功率谱密度曲线对比如图 4.11 所示。

表 4.2 不同信噪比轨道结构参数识别结果

未知量	真实值	SNR=80dB		SNR=50dB	
		识别结果	误差 (%)	识别结果	误差 (%)
$Ks_1(kN/m)$	3544000	3593119.8	1.3860	3612576.4	1.9350
$Cs_1(kNs/m)$	40000	39514.2	-1.2146	40887.7	2.2193

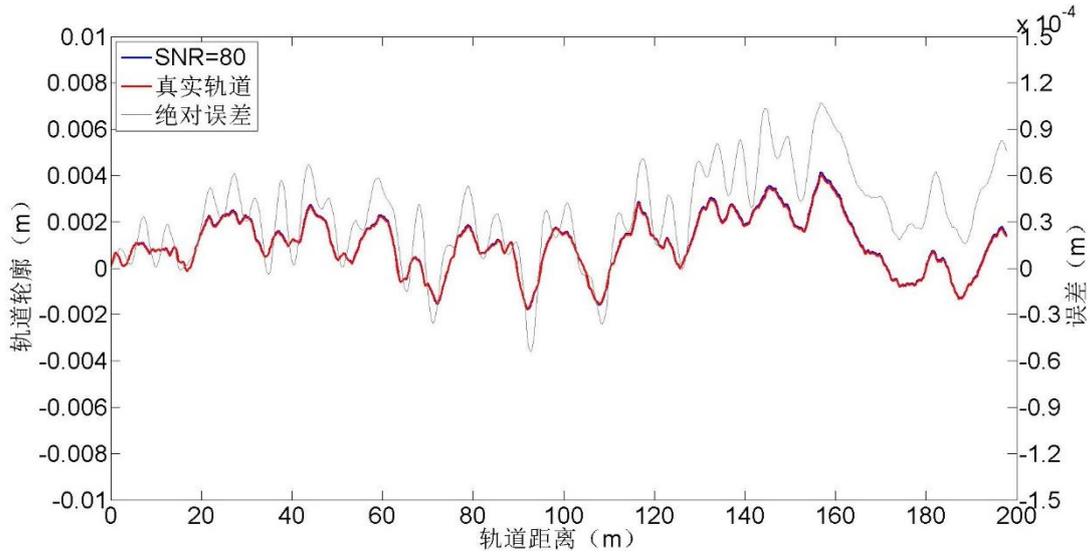


图 4.9 SNR=80dB 轨道不平顺识别结果

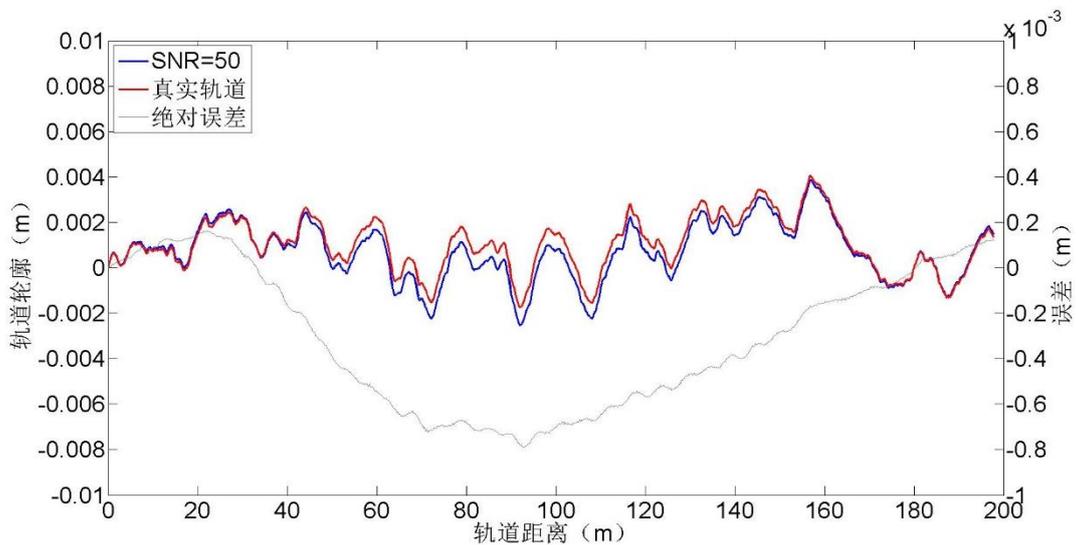


图 4.10 SNR=50dB 轨道不平顺识别结果

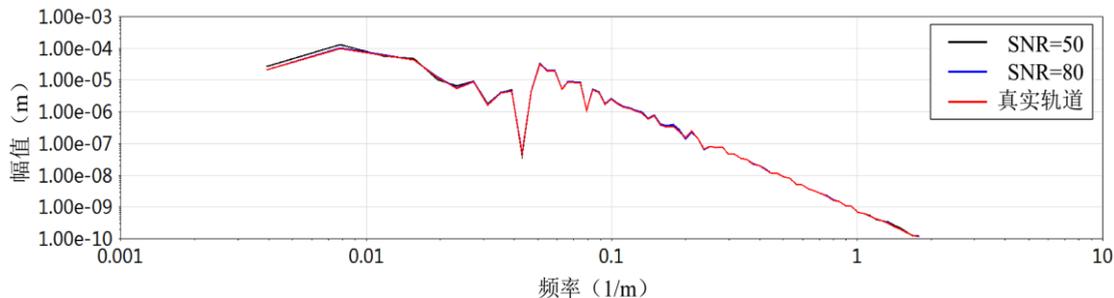


图 4.11 轨道不平顺功率谱密度

由识别结果可知，采用短时组合型交叉熵算法在 $\text{SNR}=80\text{dB}$ 噪声环境下，对一系悬挂刚度 K_{S1} 、阻尼 C_{S1} 和不平顺轨道同时进行识别， K_{S1} 和 C_{S1} 的识别误差均控制在 1.5% 以内，轨道不平顺识别结果与真实轨道吻合度较高，在 200 米轨道范围内，绝对误差控制在 $1 \times 10^{-4}\text{m}$ 以内，并且没有发生明显误差累积现象。与图 4.1 列车结构参数已知的 $\text{SNR}=80\text{dB}$ 噪声识别结果相比，由于结构参数的识别误差，导致绝对误差值更大，但是仍维持在可接受范围。由图 4.11 可知， $\text{SNR}=30\text{dB}$ 噪声环境下得到的识别结果与真实轨道的功率谱密度曲线吻合度很高。说明短时组合型交叉熵算法可以很好的实现在低噪声环境下列车一系悬挂结构参数和轨道不平顺输入同时识别。

在 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下，由通过短时组合型交叉熵算法和滤除大于 120m 管理波长趋势项的优化识别结果可知， K_{S1} 和 C_{S1} 的识别误差控制在 2.5% 以内，在 200 米轨道范围内，轨道不平顺识别绝对误差最大值为 $8 \times 10^{-3}\text{m}$ 。识别结果的功率谱密度曲线与真实轨道的功率谱密度曲线除去在频率低于 0.01 m^{-1} 的区段略有差异以外，整体吻合度较高。说明短时组合型交叉熵算法在 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下基本可以实现对列车一系悬挂结构参数和轨道不平顺输入同时识别。

4.5 本章小结

本章基于上一章节中建立的车辆—轨道耦合模型，首先采用短时组合型交叉熵算法，通过不同噪声环境下的列车车厢加速度数据，对轨道不平顺进行识别，并针对不同的噪声环境提出了相应的优化识别方法。最后还考虑了列车结构参数存在未知数情况下，通过在不同噪声环境中测量到的车厢和转向架加速度数据，采用短时组合型交叉熵算法对列车结构参数和轨道不平顺同时进行识别。根据结果，得到以下结论：

(1) 在 $\text{SNR}=80\text{dB}$ 噪声环境下，采用短时组合型交叉熵算法可以非常精确地实现轨道不平顺识别，在 200 米轨道算例中，绝对误差维持在 10^{-9}m 数量级。而由于噪声的影响，在 $\text{SNR}=50\text{dB}$ 噪声环境下的识别结果出现基线漂移现象，

SNR=30dB 噪声环境下的识别结果出现随机性较大的识别误差。

(2) 针对 SNR=50dB 噪声环境和 SNR=30dB 噪声环境, 提出滤除大于高铁轨道最大管理波长趋势项的优化识别方法。对于 SNR=50dB 噪声环境, 此方法可以有效滤除识别结果中出现的基线漂移现象, 优化识别结果与真实轨道输入的吻合度很高。但是对于 SNR=30dB 噪声环境, 仅通过滤除大于管理波长趋势项的方法得到的结果并不理想。故建议高噪声环境下进行轨道不平顺识别时, 应优先考虑对采集的加速度信号进行降噪处理, 再通过优化算法进行识别。

(3) 在 SNR=80dB 噪声环境下, 通过短时组合型交叉熵优化识别方法, 可以较好的实现对列车结构参数和轨道不平顺的同时识别。在 SNR=50dB 噪声环境下, 通过滤除大于管理波长趋势项的优化方法, 基本可以实现对列车结构参数和轨道不平顺的同时识别。

第5章 总结与展望

5.1 本文工作总结

通过研究交叉熵算法的基本原理,本文建立一种采用交叉熵算法的组合优化形式——组合型交叉熵算法对高速铁路列车和轨道结构参数进行识别,并结合连续未知输入的特点提出短时组合型交叉熵算法对高速铁路轨道不平顺进行识别,主要工作包括以下几个方面:

(1) 推导交叉熵算法的求解过程,给出交叉熵算法全局化最优搜索的计算步骤,并采用经典交叉熵算法实现了多峰值函数极值点坐标的求解。建立组合型交叉熵算法,实现了对多未知量的同时求解,并给出样本量和迭代次数选取的参考值。建立短时组合型交叉熵算法,并给出窗口未知量个数的建议,实现了对连续未知输入的求解。

(2) 依据中国高速铁路 CRH380AL 高速列车和 CRTSII 型板式无砟轨道系统,建立了 1/4 车辆—轨道耦合模型,将中国高铁轨道不平顺作为输入,得到车厢和转向架加速度信号,考虑不同测量噪声的影响,采用组合型交叉熵算法,实现了对列车结构参数识别和轨道结构参数的识别。并对不同轨道输入对列车结构参数识别精度的影响进行了讨论。

(3) 采用短时组合型交叉熵算法,通过不同噪声环境下的列车车厢加速度数据,实现对轨道垂向不平顺的识别,并给出在噪声影响下的优化识别方法和建议。还考虑了列车结构参数存在未知数情况下,通过在不同噪声环境中测量到的车厢和转向架加速度数据,采用短时组合型交叉熵算法实现了对列车结构参数和轨道垂向不平顺的同时识别。

5.2 进一步的研究工作

本文采用交叉熵算法,对高速铁路列车和轨道结构识别以及轨道不平顺识别做了一定量的研究工作,并取得了相应的成果。但限于研究条件,要实现最终中国高速铁路运营线路列车和轨道结构以及轨道不平顺实时检测还需不断的努力,因此在以后的研究中还需要开展如下的工作:

(1) 本文在推导短时组合型交叉熵算法的过程发现算法存在的截断误差累积现象,但由于误差数量级较小,对识别结果影响甚微,故仅通过约束计算精度的方式进行消除。在考虑更高精度的计算工作中,还需要对算法中的误差累积问

题作出更进一步研究。

(2)本文中建立的车辆—轨道耦合模型是仅考虑列车垂向运动的简化模型,在分析过程中也仅考虑了轨道垂向不平顺的识别,但高铁列车实际运行中会受到多种形式轨道不平顺的影响。因此建立列车—轨道空间耦合模型,并考虑高低、水平、轨向、轨距、扭矩等多种轨道不平顺的影响,将更贴近于列车实际运行状态,实时检测结果也将更加精确。

(3)文中研究主要针对匀速条件下列车运行时列车车辆振动加速度变化与轨道不平顺之间的特征关系分析,对非匀速条件下两者之间关系有待研究,同时由于车辆振动加速度频率与列车的车速存在一定关系,非匀速条件下研究轨道不平顺状态需要对相应算法进行改进。

致谢

时光荏苒，三年硕士生活已接近尾声，回眸往昔，感慨良多。很幸运能够来到梦想中的同济大学，她给予我的不仅仅是学识，更重要的是严谨求实、团结创新的作风和同舟共济、自强不息的精神。在三年的学习生活中，有过苦难，有过彷徨，但更多的是无私的关怀和帮助，让我终生难忘。在此，衷心感谢在攻读硕士期间给予我帮助的老师 and 同学。

首先要衷心感谢我的导师唐和生老师，唐老师学术上认真严谨，工作中一丝不苟的精神深深的影响着我，使我在学习中能够严格要求自己，工作上督促自己。唐老师具有很强的人格魅力，工作之外的他和蔼谦逊，年轻有为，博闻强识，运动一流，不仅以老师的身份传道授业解惑，更以前辈的身份教会我生活中的道理，指明我人生的方向。本文能得以完成，从选题到研究方法的选择到最后论文的修改定稿，无一环节不是倾注了唐老师的心血。在此，对您耐心的指导和无私的帮助表示由衷感谢。

此外，要感谢薛松涛老师，薛老师名扬中外却平易近人，谈笑风生又不断传播乐观积极的人生态度，无微不至的关怀着教研室的每一位同学，无不成为为人师表的典范。还要感谢谢丽宇老师，谢老师是良师更是益友，在科研过程中给我不厌其详的讲解和指导。在此，对教研室两位老师表示由衷的感谢与崇高的敬意。

感谢教研室的李大伟、杨鹏超师兄、同门黄志云和以及毕业的梅加河师兄在论文上给予我的指导和帮助。

感谢宋琛琛、赵金海师兄、仝运佳师姐和已经毕业的王兵、王航航师兄以及牟晓彤、陈微、苏瑜师姐，感谢他们在学习和生活中给予我的关心与鼓励。

感谢我的同门李林、余必龙和蒋灿，以及师弟陈杉杉、凌塑奇、张昕宇、郑学胜、陈实、张睿、徐康乾和师妹郭雪媛、班鑫磊、林庄慧、陈依珂，与你们相处我非常开心，感谢你们为整个教研室创造了团结、活泼、快乐的氛围。

还要感谢女朋友马珊珊女士，感谢她在我硕士期间的陪伴和鼓励，在我心情低谷时的开导，以及生活中无微不至的关心和照顾。

感谢我的父母及家人，亲情永远是我精神的支柱，是我心灵的港湾，希望你们身体健康、开心幸福。在此向你们表达最深的谢意！

感谢所有曾经帮助、关心和支持我的人，愿你们幸福安康、心想事成。

杨桂权

2017年6月

参考文献

- [1]国家发改委. 中长期铁路网规划[DB/OL]. <http://www.ndrc.gov.cn/zcfb/zcfbtz/>, 2017.
- [2]翟婉明. 车辆—轨道耦合动力学[M]. 北京: 科学出版社, 2007, 254.
- [3]张楠. 车辆与结构动力相互作用[M]. 北京: 科学出版社, 2005, 1-93.
- [4]柳拥军. 轮载作用下轨道几何形位变化的研究[J]. 铁道工程学报, 2002 (04): 26-27.
- [5]陈果, 翟婉明, 左洪福. 轨道随机不平顺对车辆/轨道系统横向振动的影响[J]. 南京航空航天大学学报, 2001 (03): 227-232.
- [6]高建敏, 翟婉明. 高速铁路钢轨焊接区不平顺的动力效应及其安全限值研究[J]. 中国科学:技术科学, 2014 (07): 697-706.
- [7]牛留斌, 刘金朝, 王卫东. 长波高低不平顺与车体垂向加速度关联模型研究[J]. 铁道学报, 2015 (04): 75-79.
- [8]李阳腾龙, 岑敏仪, 马国治. 高速铁路轨道中长波不平顺检测模型研究[J]. 铁道学报, 2017 (02): 112-118.
- [9]康熊, 王卫东, 李海浪. 高速综合检测列车关键技术研究[J]. 中国铁路, 2012 (10): 3-7.
- [10]陈东生, 田新宇. 中国高速铁路轨道检测技术发展[J]. 铁道建筑, 2008 (12): 82-86.
- [11]张玮. 高速铁路的列车检测方式及比较[J]. 铁路通信信号工程技术, 2009 (01): 14-16.
- [12]S. Alfi, S. Bruni. Estimation of long wavelength track irregularities from on board measurement., 2008, 1-6.
- [13]Venture Gentiane, Bodson Philippe, Gautier Maxime et al. Identification of the Dynamic Parameters of a Car.: SAE International, 2003, -.
- [14]. Recursive least squares with forgetting for online estimation of vehicle mass and road grade: theory and experiments. Vehicle System Dynamics, 2005, Vol.43(1): 31-55.
- [15]Kraakauer H., Bailey R. C., Cooper H. et al. Development and experimental evaluation of an online estimation system for vehicle mass. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers Part D Journal of Automobile Engineering, 2009, Vol.223(2): 167-177.
- [16]Li Ping, Goodall Roger, Kadiramanathan Visakan. Parameter estimation of railway vehicle dynamic model using rao-blackwellised particle filter., 2003, 2384-2389.
- [17]Li Hong, Goodall Roger. Modelling and analysis of a railway wheelset for active control., 1998, 1289-1293.
- [18]Hedrick J. K., Wormley D. N., Kar A. K. et al. PERFORMANCE LIMITS OF RAIL PASSENGER VEHICLES: EVALUATION AND OPTIMIZATION. Passenger Cars, 1979:
- [19]袁路生, 李兵, 龚锦红等. 高速列车非线性模型的极大似然辨识[J]. 自动化学报, 2014 (12): 2950-2994.
- [20]李四辉, 蔡伯根, 闻映红等. 基于最大期望算法的列车完整性检测方法[J]. 铁道学报, 2017 (02): 74-81.
- [21]史颖刚. 智能轨道检测仪的数学建模及其误差分析: [硕士学位论文].: 太原理工大学, 2006.
- [22]康熊, 刘秀波, 李红艳等. 高速铁路无砟轨道不平顺谱[J]. 中国科学:技术科学, 2014 (07): 687-696.
- [23]魏胜民. 高速铁路钢轨短波不平顺检测研究[J]. 中国铁路, 2011 (06): 16-18.

- [24]赵国堂. 客运专线轨道动态检测中应注意的几个技术问题[J]. 中国铁路, 2005 (04) : 19-21.
- [25]王源, 徐金辉, 陈嵘等. 基于中点弦测法的轨道不平顺精确值数学模型研究[J]. 铁道建筑, 2015 (05) : 139-143.
- [26]铁道建筑研究所北京控制工程研究所专题研究小组. 惯性基准法轨道高低检测装置的研究[J]. 中国铁道科学, 1979 (01) : 75-90.
- [27]Magnus Daniel L. Noncontact technology for track speed rail measurements: ORIAN., 1995, 45-51.
- [28]Mccarthy William T. Track geometry measurement on Burlington Northern Railroad., 1995,
- [29]Mair C., Fararoy S. Practice and potential of computer vision for railways., 2002, 10-11.
- [30]Popov D. V., Ryabichenko R. B., Krivosheina E. A. Calibration of the CCD photonic measuring system for railway inspection., 2005,
- [31]Popov Dmitry V., Ryabichenko Roman B. High-speed imaging and processing for rail track inspection. Proc Spie, 2005, Vol.5580: 367-375.
- [32]Ryabichenko Roman B. CCD photonic system for rail width measurement., 1999,
- [33]Popov Dmitry V., Smoleva Olga S. Algorithms and software to determine rail profile using moving distorted images., 2002,
- [34]Kashlakov Igor D., Yakushev Alexei N., Ryabichenko Roman B.et al. Photonic subsystem for rail track hollows measurement., 2002, 76-81.
- [35]Smoleva Olga S., Ljul Natalia Y. Single-chip microcomputer for image processing in the photonic measuring system. Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering, 2002: 64-69.
- [36]谢小玲, 王黎, 赵全轲等. CCD轨道状态研制动态检测装置的研制[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2001 (S1) : 119-125.
- [37]Sunaga Yoichi, Takegami Kosuke. Use of Acceleration to Detect Track and Rail Irregularities. Seisankenkyu, 1999, Vol.47(12): 624-635.
- [38]Real J., Salvador P., Montalbán L.et al. Determination of rail vertical profile through inertial methods. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit, 2011, Vol.225(1): 14-23.
- [39]Bocciolone M., Caprioli A., Cigada A.et al. A measurement system for quick rail inspection and effective track maintenance strategy. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, Vol.21(3): 1242-1254.
- [40]Caprioli A., Cigada A., Raveglia D. Rail inspection in track maintenance: A benchmark between the wavelet approach and the more conventional Fourier analysis. Mechanical Systems & Signal Processing, 2007, Vol.21(2): 631-652.
- [41]曹志礼. 铁路车辆振动状态的试验模拟与特性分析(上)[J]. 铁道车辆, 1994 (06) : 1-4.
- [42]刘秀波. 基于经验模式分解的钢轨波浪弯曲不平顺提取方法[J]. 中国铁道科学, 2006 (02) : 26-30.
- [43]罗林, 魏世斌. 我国干线轨道不平顺功率谱的研究[M]. 北京: 铁道部科学研究院, 1994
- [44]陈宪麦. 轨道不平顺时频域分析及预测方法的研究: [博士学位论文].: 铁道部科学研究院, 2006.
- [45]张伟. 基于轴箱谱的轨道短波不平顺识别方法研究: [硕士学位论文].: 北京交通大学, 2008.
- [46]林怀青, 柴晓冬, 苏圣超等. 基于PCA和SVM的轨道不平顺状态识别[J]. 测控技术, 2016(05) : 25-28.

- [47]Asmussen Søren, Kroese Dirk P., Rubinstein Reuven Y. Heavy Tails, Importance Sampling and Cross-Entropy. *Stochastic Models*, 2005, Vol.21(1): 57-76.
- [48]Boer P. T. De, Kroese D. P., Rubinstein R. Y. A Fast Cross-Entropy Method for Estimating Buffer Overflows in Queueing Networks. *Management Science*, 2004, Vol.50(7): 883-895.
- [49]Chan Joshua C., Kroese Dirk P. Improved cross-entropy method for estimation.: Kluwer Academic Publishers, 2012, 1031-1040.
- [50]Rubinstein Reuven. The Cross-Entropy Method for Combinatorial and Continuous Optimization. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 1999, Vol.1(2): 127-190.
- [51]Sani A., Kroese D. P. Controlling the number of HIV infectives in a mobile population. *Mathematical Biosciences*, 2008, Vol.213(2): 103-112.
- [52]Kroese Dirk P., Porotsky Sergey, Rubinstein Reuven Y. The Cross-Entropy Method for Continuous Multi-Extremal Optimization. *Methodology and Computing in Applied Probability*, 2006, Vol.8(3): 383-407.
- [53]Busoniu L., Ernst D., De Schutter B.et al. Cross-Entropy Optimization of Control Policies With Adaptive Basis Functions. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society*, 2011, Vol.41(1): 196-209.
- [54]Harris N. K., Gonzalez A., O'Brien E. J.et al. Characterisation of pavement profile heights using accelerometer readings and a combinatorial optimisation technique. *Journal of Sound & Vibration*, 2010, Vol.329(5): 497-508.
- [55]O'Brien Eugene J., Bowe Cathal, Quirke Paraic. Determination of Vertical Alignment of Track using Accelerometer Readings., 2015:
- [56]Rubinstein Reuven Y., Kroese Dirk P. The Cross Entropy Method: A Unified Approach To Combinatorial Optimization, Monte-carlo Simulation (Information Science and Statistics): Springer-Verlag New York, Inc., 2004, 147-148.
- [57]De Boer Pieter-Tjerk, Kroese Dirk P., Mannor Shieet al. A tutorial on the cross-entropy method. *Annals of operations research*, 2005, Vol.134(1): 19-67.
- [58]Busoniu L., Ernst D., De Schutter B.et al. Cross-Entropy Optimization of Control Policies With Adaptive Basis Functions. *IEEE Transactions on Systems Man & Cybernetics Part B Cybernetics A Publication of the IEEE Systems Man & Cybernetics Society*, 2011, Vol.41(1): 196-209.
- [59]Cao Jinhua, Stefanovic Margareta. Cross Entropy Accelerated Ant Routing in satellite networks., 2010, 5080-5087.
- [60]陈果, 翟婉明. 铁路轨道不平顺随机过程的数值模拟[J]. 西南交通大学学报, 1999 (02) : 13-17.
- [61]田国英, 高建敏, 翟婉明. 高速铁路轨道不平顺管理标准的对比分析[J]. 铁道学报, 2015(03): 64-71.
- [62]杨飞, 黎国清, 刘金朝. 时速300~350km高速铁路轨道不平顺管理波长研究[J]. 铁道建筑, 2013 (01) : 86-90.

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

杨桂权, 男, 1992 年 11 月生。

2014 年 6 月毕业于四川大学土木工程专业, 获学士学位。

2014 年 9 月入同济大学土木学院攻读硕士学位。

已发表论文:

- [1] H. Tang, G. Yang, J. Mei. Fatigue Crack Growth Behavior for Maglev Switch Beam, Sixth International Conference On Advances in Civil, Structural and Mechanical Engineering, 25-26 February, 2017.