



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

(专业学位)

基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和附加
阻尼力识别

资助项目：国家自然科学基金

(编号：51778490)

政府间国际科技创新合作重点专项

(编号：2016YFE0127600)

姓 名： 张睿

学 号： 1630461

所 在 院 系： 土木工程学院

学科门类或

专 业 学 位： 工 程

专 业 领 域： 建筑与土木工程

指 导 教 师： 薛松涛 教授

副 导 师： 谢丽宇 讲师

二〇一九年五月



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

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

**Identification of Structural Parameters and
Additional Damping force Based on Adaptive Kalman
Filter**

Project Supported by the National Natural
Science Foundation of China
(Grant No:51778490)

Key projects of international cooperation in scientific and
technological innovation among governments
(Grant No:2016YFE0127600)

Candidate: Zhang Rui

Student Number: 1630461

College/Department: School of Civil Engineering

Discipline Category: Engineering

Major: Architectural and Civil Engineering

Supervisor: Xue Songtao

Associate Supervisor: Xie Liyu

May, 2019

基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和附加阻尼力识别

张睿

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 日

摘要

对于消能减震结构，阻尼器提供的附加阻尼力对于阻尼器本构模型研究、阻尼器设计和安全评估来说，是一个重要指标。本文以自适应卡尔曼滤波理论为基础，将结构参数和外部激励识别的方法推广至消能减震结构，系统总结了消能减震结构在外部激励已知或未知、阻尼器结构模型已知或未知情况下，结构参数和附加阻尼力识别的方法。

本文首先总结了纯框架结构体系基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和外部激励单独或者共同识别的方法。然后推广至消能减震结构，当外部激励已知且阻尼器结构模型已知时，附加阻尼力的识别变成了阻尼器参数识别的问题，当阻尼器结构模型未知时，附加阻尼力可以被认为是结构输入力的一部分，从而变成未知输入力识别的问题。当外部激励未知且阻尼器结构模型已知时，附加阻尼力的识别变成了阻尼器参数和未知外部激励同时识别的问题。

本文采用的自适应卡尔曼滤波识别方法在单独识别结构参数或未知输入力时，具有收敛速度快，鲁棒性好，抗噪性能好等优点。当自适应卡尔曼滤波识别方法在同时识别结构参数和附加阻尼力或外部激励时，对结构参数初始值的设定比较敏感。当结构参数初始值和协方差矩阵初始值设置合理时，可以同时识别出结构参数和附加阻尼力或外部激励。本文通过数值模拟和试验验证了自适应卡尔曼滤波识别方法的有效性和适用性。

最后基于自适应卡尔曼滤波识别方法，对某栋消能减震结构进行结构参数和附加阻尼力识别。本文基于结构在地震作用下的实际监测数据，采用子结构分步识别的方法，以结构部分加速度和位移响应，识别出结构的完整响应、结构参数和附加阻尼力。通过已有监测数据的验证，表明自适应卡尔曼滤波的识别方法是有效的，对消能减震结构的系统识别和结构监测有一定的借鉴意义。

关键词：卡尔曼滤波，参数识别，外部激励识别，附加阻尼力，消能减震结构

ABSTRACT

For the energy dissipation structure, the additional damping force provided by the damper is an important indicator for the research of damper constitutive model, damper design and safety assessment. Based on the adaptive Kalman filter theory, this paper extends the identification method of structural parameters and external excitation to the energy dissipation structure. It systematically summarizes the structural parameters and additional damping force identification methods of the energy dissipation structure, in case of the external excitation is known or unknown, the damper structural model is known or unknown.

This paper first summarizes the adaptive Kalman filter-based methods of structural parameters and external excitations of empty framework structure. Then these methods are extended to the energy dissipation structure, when the external excitation and the damper structure model are known, the identification of the additional damping force becomes a problem of damper parameter identification. When the damper structure model is unknown, the additional damping force can be considered as a part of the structural input force and thus becomes an issue of unknown input force identification. When the external excitation is unknown and the damper structure model is known, the identification of the additional damping force becomes a problem of simultaneous identification of the damping parameter and the unknown external excitation.

The adaptive Kalman filter identification method adopted in this paper has the advantages of fast convergence, good robustness and good anti-noise performance when identifying structural parameters or unknown input forces. When the adaptive Kalman filter identification method recognizes structural parameters and additional damping forces or external excitations at the same time, it is sensitive to the setting of initial values of structural parameters. When the initial values of the structural parameters and the initial values of the covariance matrix are set properly, structural parameters and additional damping forces or external excitations can be identified simultaneously. The validity and applicability of the adaptive Kalman filter identification method are verified by numerical simulation and experiments.

Finally, the structural parameters and additional damping force of an actual energy dissipation structure are identified based on the adaptive Kalman filter identification method. Based on the actual monitoring data of the structure under earthquake, the substructure method is used to identify the complete structural response, structural parameters and additional damping force based on the structural partial acceleration and displacement measurements. The verification of the existing monitoring data shows that the identification method of adaptive Kalman filter is effective, and it has certain reference significance for the system identification and structure monitoring of the energy dissipation structures.

Key words: Kalman filter, Parameter identification, External excitation identification, Additional damping force, Energy dissipation structure

目录

第一章 绪论.....	1
1.1 选题背景及意义.....	1
1.2 结构参数和外部激励识别研究现状.....	2
1.3 研究目的、意义内容.....	4
1.3.1 研究目的及意义.....	4
1.3.2 研究思路及技术路线.....	5
1.3.3 主要研究内容.....	5
第二章 基于自适应卡尔曼滤波的结构识别方法.....	7
2.1 引言.....	7
2.2 自适应卡尔曼滤波算法.....	7
2.2.1 扩展卡尔曼滤波.....	7
2.2.2 自适应扩展卡尔曼滤波.....	9
2.3 基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和外部激励识别方法.....	10
2.3.1 外部激励已知情况下的结构参数识别.....	10
2.3.2 外部激励未知情况下的结构参数和外部激励识别.....	12
2.4 数值模拟.....	14
2.4.1 数值计算的理论模型.....	14
2.4.2 外部激励已知情况下结构参数识别.....	16
2.4.3 外部激励未知情况下结构参数和外部激励识别.....	23
2.5 试验验证.....	27
2.5.1 试验装置.....	27
2.5.2 自由振动试验.....	28
2.5.3 模拟地震振动台试验.....	32
2.6 本章小结.....	43
第三章 消能减震结构的结构参数和附加阻尼力识别.....	45
3.1 引言.....	45
3.2 基于卡尔曼滤波的结构参数和附加阻尼力识别方法.....	45
3.2.1 外部激励已知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）.....	45
3.2.2 外部激励已知情况下基于数据的识别（阻尼器模型未知）.....	46
3.2.3 外部激励未知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）.....	48
3.3 数值模拟.....	49
3.3.1 数值计算的理论模型.....	49
3.3.2 外部激励已知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）.....	52
3.3.3 外部激励已知情况下基于数据的识别（阻尼器模型未知）.....	55

3.3.4 外部激励未知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）	60
3.4 试验验证.....	63
3.4.1 试验装置.....	63
3.4.2 自由振动试验.....	64
3.4.3 地震模拟振动台试验.....	69
3.5 本章小结.....	90
第四章 基于实际监测数据的某消能减震结构参数和附加阻尼力识别.....	93
4.1 引言.....	93
4.2 某消能减震结构的结构概况.....	93
4.3 实际监测数据.....	95
4.4 基于最小二乘法的阻尼器参数识别.....	98
4.5 基于卡尔曼滤波的结构参数和附加阻尼力识别.....	100
4.5.1 分步识别法-结构七层	101
4.5.2 分步识别法-结构首层至六层	104
4.6 识别结果验证.....	112
4.7 本章小结.....	114
第五章 结论与展望.....	115
5.1 本文工作总结.....	115
5.2 研究展望.....	116
致谢.....	117
参考文献.....	118
个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果.....	122

第一章 绪论

1.1 选题背景及意义

土木工程中的结构控制一直是设计新结构和改造现有结构的关键部分。在过去几十年中，已经开发出各种结构控制方法并用于减弱振动。在众多方法中，消能减震结构在土木工程中应用最为广泛，如金属屈服阻尼器，摩擦阻尼器，粘弹性阻尼器，粘滞阻尼器，调谐质量阻尼器和调谐液体阻尼器等^[1]。

不同的阻尼器有不同的本构模型，由此也导致在设计中，要遵循不同的设计原则。在阻尼器本构模型研究中，通常的做法是：根据阻尼器的材料和构造信息，先建立一个合理的基本的阻尼器恢复力模型，然后在数值模拟中通过参数识别等方法去完善该恢复力模型，同时通过振动台试验中主体结构响应与数值模拟中主体结构的响应是否吻合这一指标去检验阻尼器本构模型的正确与否。在阻尼器设计中，通常的做法是：依据阻尼器的本构模型，在工程设计软件中与主体结构建模并进行动力响应模拟，以主体结构振动响应为控制指标进行设计。

事实上，不论是在阻尼器本构模型研究中，还是在阻尼器设计中，上述做法都存在着两个缺陷：（1）以数值模拟作为研究或设计评估手段，这会难以避免地带来与实际工程中的阻尼器的差别，导致所得研究或设计结果不准确；（2）以主体结构的动力响应作为指标去验证本构模型的正确性和设计方案的振动控制效果，并不是一个理想的选择，因为我们不仅要保证主体结构的安全，同时也要保证附加阻尼器在灾害中保持正常工作状态。

在日本 3.11 地震中，位于日本宫城县仙台市东北工业大学校园内的某栋钢结构行政楼出现了世界上首例油阻尼器震中破坏的现象^[2,3]（如图 1.1 所示）。薛松涛^[4]等在震后调查中，人们发现该结构在无消能构件布置的情况下，已满足日本对学校建筑的抗震规范要求。如果我们在阻尼器设计评估过程中，只关注主体结构的振动响应是否控制在令我们满意的范围内，而不关注阻尼器作用在主体结构上的真实附加阻尼力，那么我们很难对阻尼器自身的工作状态有一个清晰的了解。

因此，如果我们能在实际振动测试或地震中得到阻尼器作用在主体结构上的附加阻尼力，我们可以以此为基础，得到更为准确的，与实际更加相符的阻尼器本构模型；也能更加直接有效地去评估阻尼器的效果，让阻尼器设计方案更加精细化，使其既能满足控制结构动力响应的设计要求，也能保证阻尼器在某一水平

的振动下保持可靠的工作状态。然而，在实际测试中，由于阻尼器构造复杂等原因，我们很难直接测量到附加阻尼器作用在主体结构上的作用力。相反，结构响应更容易获得。因此，可以基于结构响应识别输入力，具体而言，附加阻尼力可以被认为是结构的输入力的一部分，然后附加阻尼力识别的问题可以转化为未知输入力识别的问题。



(a)消能减震结构外观



(b)完好的油阻尼器



(c)地震中破坏的油阻尼器

图 1.1 某消能减震结构

本文旨在以卡尔曼类滤波理论为基础，以主体结构动力响应为观测数据，建立一套较为完整的结构参数、附加阻尼力和外部激励识别方法，为阻尼器本构模型研究，阻尼器设计评估和消能减震结构设计提供另一个更为直接的指标。

1.2 结构参数和外部激励识别研究现状

作为确保结构安全性和功能性的新兴技术，结构健康监测已经引起了土木工程界越来越多的重视。在发生强烈地震等重大事件后，对建筑物，桥梁等结构的状态或损伤进行快速评估对于事后应急响应，救援和管理非常重要，是结构健康监测的重要任务。结构非线性是工程结构在强烈地震作用下遇到的常见现象，可作为动态激励下结构损伤发展的指标。因此，有必要检测、定位和识别出结构的参数变化和非线性特征。最近，基于监测数据的系统识别和损伤检测被广泛深入研究^[5, 6]，通过分析地震等重大事件前后结构的振动监测数据，以识别结构参数

的变化,进而确定结构状态的变化以及结构可能损坏的部位和程度。因此,结构的系统识别是结构损伤识别的基础。广泛应用于系统识别和损伤检测的时域分析方法,包括最小二乘估计(LSE)^[7],扩展卡尔曼滤波器(EKF)^[8-10], H_∞ 滤波器^[11],蒙特卡罗滤波器^[12]等。

近年来,卡尔曼滤波被广泛应用于各个领域,如信号处理,系统识别,以及车辆和飞机的导航和控制^[13, 14]。1960年,Kalman^[15]由于提出了卡尔曼滤波器(KF),这是一种递归线性系统滤波器,在高斯白噪声情况下,卡尔曼滤波器是线性系统的最优状态估计器^[16]。运用卡尔曼滤波识别系统参数的主要思想是:将未知系统参数集合到原来的状态向量中,将未知系统参数当作系统状态去估计,从而最终识别系统参数。但是,因为在系统状态向量中引入了未知系统参数,此时的系统方程往往是一个非线性方程,而标准卡尔曼滤波器只能解决线性滤波问题。1970年,由Jazwinski^[17]提出的扩展卡尔曼滤波器(EKF)是卡尔曼滤波器的一个重要扩展形式,EKF利用一阶泰勒展开式将卡尔曼滤波应用到非线性系统状态估计和参数识别领域,从而实现了对非线性系统参数的识别。EKF并不使用前一个时刻的先验值(卡尔曼滤波器未经过修正的预测值)作为参考点,而是使用前一个时刻的估计值作为参考点做线性化。这是因为相对于先验值,前一个时刻的估计值更加贴近于真实值,将估计值作为线性化参考点可以得到一个更加贴近于实际的线性化系统模型。在实践中,不可能部署过多的传感器来测量结构系统的所有响应输出^[18],研究表明EKF也可有效应用于结构响应不完整时的结构识别^[19-24]。

EKF通过泰勒级数展开的非线性状态转移和观察方程的一阶线性化近似。因此,EKF的准确度依赖于线性近似的有效性,当系统的非线性程度较强时,一阶精度的扩展卡尔曼滤波可能会无法准确估计系统状态^[25]。Julier等人^[26, 27]提出了基于无迹变换(UT)的无迹卡尔曼滤波方法(UKF),其基本思想是利用一系列确定的加权采样点来描述状态变量的分布,保证采样点的均值与方差与状态变量相同,并将采样点代替状态变量,利用状态方程传递,避免了状态方程线性化的过程,且其精度可以达到二阶泰勒级数展开的精度水平^[28]。先前的一些研究结果表明,UKF在强非线性结构系统的状态估计和参数识别方面优于EKF^[29, 30]。

尽管UKF不依赖EKF采用的线性化技术,并且不涉及Jacobians或Hessians计算,但UKF仍然属于卡尔曼滤波器的框架,这种滤波器只能在先验假设下实现良好的性能^[31],其中包括:(1)准确的参考模型,(2)噪声分布的完整信息,(3)适当的初始条件。然而,这种先验知识通常不准确或者不可知,由于先验假设与控制系统中的实际假设之间的不匹配,卡尔曼滤波器性能下降甚至不稳定。尤其在识别时变系统时,估计误差协方差矩阵在递归过程中迅速变小,算法更新

能力迅速下降,使得参数估计值逐渐收敛于稳态值。因此,经典的卡尔曼滤波无法通过实时测量信息快速跟踪系统参数的变化。文献^[32]将这种现象称为“滤波脱落现象”,解决该问题的方法之一是将自适应机制引入卡尔曼滤波器,以自动调整滤波器参数以提高参数识别的追踪能力^[33-37]。许多学者进行了各种尝试来防止卡尔曼滤波器中的估计误差协方差矩阵快速减小到极小的程度。文献^[38, 39]提出了自适应卡尔曼滤波跟踪技术来跟踪系统参数以及由于结构损伤导致的物理参数变化,当检测到参数变化时,自适应跟踪技术被用来放大具有优化的自适应因子的估计误差协方差矩阵。这种自适应跟踪技术作为特殊情况简化为恒定或衰落遗忘因子方法^[40]。然而,自适应因子的优化是一个多解问题,自适应因子的计算不准确将会导致估计振荡现象。

现有的卡尔曼滤波方法将未知结构参数视为待估计状态的一部分,需要测量所有的外部激励(输入)。然而,在实践中可能无法测量或知道某些输入,例如地震激励,环境风载荷,移动交通载荷等。因此,需要能够处理未知输入下的卡尔曼滤波识别方法。文献^[41, 42]提出了一种在未知输入激励下,利用扩展卡尔曼滤波识别结构未知物理参数和输入激励的方法 EKF-UI,同时将其与所提出的自适应跟踪技术结合,称为 AEKF-UI,以识别结构物理参数和未知输入激励^[43-45]。

对于消能减震结构,附加阻尼力可以被认为是结构输入力的一部分^[46],当阻尼器结构模型已知时,附加阻尼力的识别变成了结构参数识别的问题^[47],当阻尼器结构模型未知时候,附加阻尼力的识别变成了部分输入力识别的问题。本文系统总结了消能减震结构在外部激励已知与未知,阻尼器结构模型已知与未知情形下,结构参数、附加阻尼力和外部激励的识别方法。并通过数值模拟和试验验证自适应卡尔曼滤波识别方法的有效性。最后基于实际监测数据,结合子结构分步识别方法,对某一消能减震结构进行结构参数和附加阻尼力识别。

1.3 研究目的、意义内容

1.3.1 研究目的及意义

消能减震结构通过阻尼器吸收、耗散地震能量,增加结构耗能能力达到结构控制的目的。其中,阻尼器的阻尼特性识别一直是动力分析中的难题。不像刚度、质量等参数与结构物理特征有明确联系,阻尼反映能量在结构振动过程中的耗散情况,与激励、结构类型、阻尼器结构等多种因素有关,因此真实结构的阻尼特性往往需要通过实际测试的方法来估计。然而,在实际应用和大多数室内实验中,阻尼器的附加阻尼力很难直接测量得出,而结构的动力响应常常容易得到,因此

从结构的动力响应中识别阻尼力是一种更有效的方法。可以将阻尼器施加给主体结构的附加阻尼力视为主体结构输入力的一部分，在结构的激励力已知的情况下，附加阻尼力的识别问题可以转化为系统的输入力识别问题。

目前，对消能减震结构的阻尼器设计和效能评估主要以结构的动力响应控制效果为依据。这种思路有一定的缺陷：（1）无法明确阻尼器的实际作用机理；（2）从阻尼器设计安全和经济的角度来看，沿着这种思路，我们很难实现阻尼器的精细化设计。显然，阻尼器作用在主体结构上的附加阻尼力是一个更加直接而有效地设计评估依据。本文的研究目的和意义在于：系统总结消能减震结构在外部激励已知与未知，阻尼器结构模型已知与未知情形下，结构参数、附加阻尼力和外部激励的识别方法。基于主体结构的响应，以卡尔曼滤波理论为基础，构建主体结构的物理模型，并识别作用在主体结构上的附加阻尼力，为阻尼器的设计和评估提供更加直接有效的依据。

1.3.2 研究思路及技术路线

根据上述研究背景及研究目的，本文采用理论分析、数值模拟、试验验证和实际结构验证相结合的研究方法，以结构响应为研究对象，以卡尔曼滤波算法为理论基础，构建消能减震结构物理模型，识别结构物理参数并识别作用在主体结构上的附加阻尼力，为阻尼器的设计和评估提供更加直接有效的依据。

1.3.3 主要研究内容

本文的主要内容及章节安排如下：

（1）第一章为绪论。主要阐述了本课题的研究背景及目的，介绍了基于卡尔曼滤波的结构参数和外部激励识别的研究现状。

（2）第二章为卡尔曼滤波识别方法的介绍。主要介绍了扩展卡尔曼滤波的识别方法，并提出提高识别精度和追踪速度的自适应卡尔曼滤波方法。本章系统总结了基于卡尔曼滤波理论的纯框架结构的结构参数和外部激励识别方法，并用数值算例和试验验证了识别方法的有效性和特点。

（3）第三章为基于卡尔曼滤波理论的消能减震结构的结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励的识别方法。主要系统总结了消能减震结构在外部激励已知与未知，阻尼器结构模型已知与未知情形下的识别方法，并用数值算例和试验验证了识别方法的有效性和特点。

（4）第四章为基于实际监测数据的某消能减震结构的结构参数、阻尼器参数和附加阻尼力的识别。通过分步识别的方法，将整体结构划分为子结构进行分步识别，最终得到整体结构每层的结构位移、速度、结构刚度、结构阻尼和附加

阻尼力。

(5) 第五章为结论与展望。主要归纳全文的研究成果，指出需要进一步研究的方向。

第二章 基于自适应卡尔曼滤波的结构识别方法

2.1 引言

卡尔曼滤波器已经被证明是线性最优状态估计器，扩展卡尔曼滤波(EKF)将卡尔曼滤波从线性滤波领域扩展到非线性滤波领域，从而实现了对非线性系统参数的识别。然而，卡尔曼型滤波器只能在一定的先验假设下实现良好的性能，本章将自适应机制引入卡尔曼型滤波器，以自动调整滤波器参数以提高参数识别的追踪能力。本章主要介绍了扩展卡尔曼滤波以及自适应拓展卡尔曼滤波，并将其应用于结构动力系统的结构参数和外部激励识别中。对于纯框架结构动力系统，可以建立运动动力方程 $\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} = \mathbf{f}$ ，在结构质量已知的前提下，识别问题可以分成三种情形：1) 外部激励已知情况下，结构参数未知情况下，对结构刚度和阻尼的识别；2) 外部激励未知情况下，结构刚度和阻尼已知情况下，对外部激励的识别；3) 外部激励未知情况下，结构参数也未知情况下，对结构刚度、阻尼和外部激励进行同时识别。本章通过数值算例和试验验证了以上几种情形下结构参数和外部激励识别的有效性和特点。

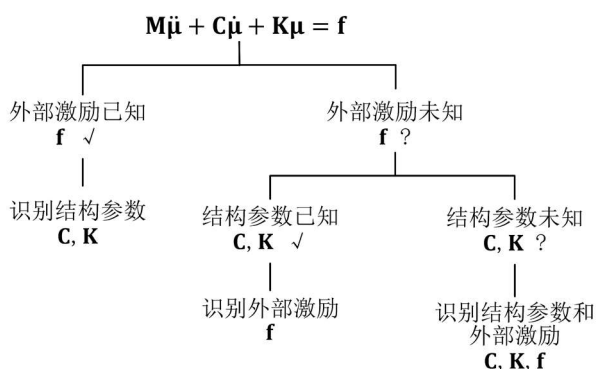


图 2.1 纯框架结构的识别

2.2 自适应卡尔曼滤波算法

2.2.1 扩展卡尔曼滤波

假设有离散系统如下：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{f}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (2.1)$$

式中， \mathbf{w}_k 和 \mathbf{v}_k 为系统噪声向量和量测噪声向量，假设它们是零均值、不相关白噪声，并有：

$$\begin{aligned} \mathbf{w}_k &\sim (0, \mathbf{Q}_k); \quad \mathbf{v}_k \sim (0, \mathbf{R}_k) \\ E[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_j^T] &= \mathbf{Q}_k \delta_{kj}; \quad E[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_j^T] = \mathbf{R}_k \delta_{kj}; \quad E[\mathbf{w}_k \mathbf{v}_j^T] = 0 \end{aligned} \quad (2.2)$$

式中， \mathbf{Q}_k 和 \mathbf{R}_k 为系统噪声和量测噪声的协方差矩阵， δ_{kj} 为Kronecker- δ 函数。分别对状态方程和量测方程在 $\mathbf{x}_{k-1}=\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+$ 和 $\mathbf{x}_k=\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 点进行泰勒级数展开，线性化结果如下：

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{f}_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}) + \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{k-1}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+} (\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+) + \mathbf{w}_{k-1} \\ &= \mathbf{f}_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}) + \mathbf{F}_{k-1} (\mathbf{x}_{k-1} - \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+) + \mathbf{w}_{k-1} \\ &= \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \left[\mathbf{f}_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}) - \mathbf{F}_{k-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ \right] + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k^-} (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{H}_k (\mathbf{x}_k - \hat{\mathbf{x}}_k^-) + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \left[\mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- \right] + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (2.3)$$

式中， \mathbf{F}_{k-1} 和 \mathbf{H}_k 是偏微分矩阵，

$$\mathbf{F}_{k-1} = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_{k-1}}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+}; \quad \mathbf{H}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (2.4)$$

结合标准卡尔曼滤波估计过程，扩展卡尔曼滤波器可以总结为以下步骤：

(1) 初始化：给定状态向量和状态协方差矩阵的初值。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_0^+ &= E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0^+ &= E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)^T] \end{aligned} \quad (2.5)$$

式中， $\hat{\mathbf{x}}_0^+$ 表示在无量测信息时对初始状态 \mathbf{x}_0 的估计， \mathbf{P}_0^+ 表示在无量测信息时对初始状态 \mathbf{x}_0 的估计协方差， \mathbf{P}_0^+ 代表初始状态 \mathbf{x}_0 的不确定性。

(2) 预测（时间更新）：假设已得到 $k-1$ 时刻状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+$ ，在没有 k 时刻的量测信息时，利用系统状态方程对 k 时刻的状态向量和状态协方差矩阵进行预测，得到 k 时刻的状态先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 为：

$$\hat{\mathbf{x}}_k^- = \mathbf{f}_{k-1}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{u}_{k-1}) \quad (2.6)$$

假设 $k-1$ 时刻状态估计的协方差矩阵为 \mathbf{P}_{k-1}^+ ，则 k 时刻先验估计的协方差矩阵为：

$$\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (2.7)$$

(3) 更新（测量更新）：利用 k 时刻的量测信息，根据状态估计误差最小二乘准则，更新 k 时刻的状态向量和协方差矩阵，得到 k 时刻的状态后验估计。

$$\begin{aligned}
\mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\
\hat{\mathbf{x}}_k^+ &= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \left\{ \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- - \left[\mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- \right] \right\} \\
&= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k \left[\mathbf{y}_k - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \right] \\
\mathbf{P}_k^+ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T
\end{aligned} \tag{2.8}$$

式中， \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵，保证了更新估计量 $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 为最小二乘估计， \mathbf{P}_k^+ 为更新协方差矩阵。式(2.5)~(2.8)构成了完整的扩展卡尔曼滤波过程，详细的推导过程在此不再赘述^[48]。

2.2.2 自适应扩展卡尔曼滤波

卡尔曼滤波器只能在先验假设下实现良好的性能，其中包括：1) 准确的参考模型，2) 噪声分布的完整信息，3) 适当的初始条件。然而，这种先验知识通常不准确或者不可知，由于先验假设与控制系统中的实际假设之间的不匹配，卡尔曼滤波器性能下降甚至不稳定。

解决该方法之一是将自适应机制引入卡尔曼滤波器，以自动调整滤波器参数以提高参数识别的追踪能力。常用的自适应算法时在卡尔曼滤波器中加入一个遗忘因子，每次迭代计算过程中给误差方差矩阵乘以一个大于 1 的加权因子，从而增大了每一步的误差方差矩阵及卡尔曼增益矩阵。换句话说，自适应卡尔曼滤波增大了新的量测数据的增益作用，“遗忘”了旧的量测数据。

然而，这种方法有一定的局限性，如果遗忘因子取值较大，滤波算法可以有效追踪系统的可变参数，却容易受到噪声干扰；如果遗忘因子取值较小，则滤波算法具有较好的鲁棒性，而追踪系统可变参数的能力较差^[42]。

不同于扩展卡尔曼滤波，自适应扩展卡尔曼滤波在 k 时刻先验估计的协方差矩阵为：

$$\mathbf{P}_k^- = \lambda_k \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \tag{2.9}$$

式中 λ_k 是自适应因子，通常取值略大于 1，使卡尔曼滤波器在识别过程中更相信量测值。对于自适应因子或自适应矩阵的构造及求解有多种不同的方法^[40-42]，例如将自适应因子或自适应矩阵的求解问题转化为约束最优化问题^[42]；或者基于正交性原理计算自适应因子或自适应矩阵^[35]。

理论研究证明^[50]，当实际系统与理论模型匹配时，线性卡尔曼滤波器的输出误差向量为不自相关高斯白噪声序列，即输出误差序列时相互正交的，卡尔曼滤波器已包含了误差向量中的一切有用信息。但是，EKF 和 UKF 等非线性滤波器时一种次优滤波器，输出误差向量不可能完全不相关，当误差向量具有弱自相关的特性，就可以认为滤波器能获得较好的滤波效果。

因此，可以通过自适应因子或自适应矩阵实时调整误差协方差矩阵和增益矩阵，使得误差向量依然保持相互正交，从而使实际系统有较强的追踪能力。对于非线性系统，要使误差向量始终保持正交是及其复杂的，为了方便应用，减少计算量，只需近似满足正交性原理，进而求解出自适应因子或自适应矩阵^[51]。

$$\lambda_k = \begin{cases} \lambda_{0,k}, & \lambda_{0,k} \geq 1 \\ 1, & \lambda_{0,k} < 1 \end{cases} \quad (2.10)$$

式中，

$$\lambda_{0,k} = \frac{\text{tr}[\Phi_{1,k}]}{\text{tr}[\Phi_{2,k}]} \quad (2.11)$$

$$\begin{aligned} \Phi_{1,k} &= \mathbf{V}_k - \mathbf{H}_k \mathbf{Q}_{k-1} \mathbf{H}_k^T - \mathbf{R}_k \\ \Phi_{2,k} &= \mathbf{H}_k \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_{k-1}^T \mathbf{H}_k^T \end{aligned} \quad (2.12)$$

式中， $\text{tr}[\cdot]$ 为求矩阵迹的算子， \mathbf{V}_k 为实际输出误差的协方差矩阵，可由下式估算：

$$\begin{aligned} \mathbf{V}_k &= \frac{\mathbf{V}_{1,k}}{\mathbf{V}_{2,k}} \\ \mathbf{V}_{1,k} &= \begin{cases} \boldsymbol{\varepsilon}_1 \boldsymbol{\varepsilon}_1^T, & k=1 \\ \boldsymbol{\varepsilon}_k \boldsymbol{\varepsilon}_k^T + \frac{\rho \mathbf{V}_{1,k-1}}{\lambda_{k-1}^2}, & k \geq 2 \end{cases} \\ \mathbf{V}_{2,k} &= \begin{cases} 1, & k=1 \\ 1 + \frac{\rho \mathbf{V}_{2,k-1}}{\lambda_{k-1}^2}, & k \geq 2 \end{cases} \end{aligned} \quad (2.13)$$

式中，初始值 λ_1 设为1， ρ 为衰减因子，通常取 $\rho=0.95$ ； $\boldsymbol{\varepsilon}_k$ 为输出误差矩阵

$$\boldsymbol{\varepsilon}_k = \mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^- - [\mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_k^-] = \mathbf{y}_k - \mathbf{h}_k(\hat{\mathbf{x}}_k^-) \quad (2.14)$$

其余部分类似于普通扩展卡尔曼滤波过程。式(2.5)、式(2.6)、式(2.10)~(2.14)和式(2.8)构成了完整的自适应扩展卡尔曼滤波过程，详细推导过程在此不再赘述^[51]。

2.3 基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和外部激励识别方法

2.3.1 外部激励已知情况下的结构参数识别

考虑 n 自由度结构动力系统的运动方程：

$$\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} = \mathbf{f} \quad (2.15)$$

式中, \mathbf{M} 为 $n \times n$ 阶质量矩阵, \mathbf{C} 为 $n \times n$ 阶阻尼矩阵, \mathbf{K} 为 $n \times n$ 阶刚度矩阵, \mathbf{f} 为 $n \times 1$ 阶外力向量, $\ddot{\boldsymbol{\mu}}$ 、 $\dot{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\boldsymbol{\mu}$ 分别为系统加速度、速度和位移响应向量。

当外部激励已知情况下, 将系统用状态空间方程表示, 令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$, 式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。当结构刚度和阻尼未知时, $\boldsymbol{\theta} = (k_1, k_2, \dots, k_n, c_1, c_2, \dots, c_n)^T$ 。此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, t) \\ \mathbf{y} &= \mathbf{h}(\mathbf{x}, t) \end{aligned} \quad (2.16)$$

式中 \mathbf{K}_0 和 \mathbf{C}_0 分别表示由待估计向量 $\boldsymbol{\theta}$ 中的元素组成的阻尼以及刚度矩阵。分别对状态方程和量测方程在当前线性化卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 点进行泰勒级数展开, 并将时间连续状态方程在时间间隔 Δt 上离散, 并加入系统噪声可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{g}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (2.17)$$

下一步可利用上节提出的自适应扩展卡尔曼滤波识别方法分别进行估计, 其中时间更新部分有两处不同:

其一, 采用 Runge-Kutta 法[16]计算非线性时间更新微分方程,

$$\dot{\hat{\mathbf{x}}}^- = \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}^+, t) \quad (2.18)$$

四阶 Runge-Kutta 法算法如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k+1}^- &= \hat{\mathbf{x}}_k^+ + \int_{k\Delta t}^{(k+1)\Delta t} \mathbf{g}(\mathbf{x}, t) dt \\ \Delta \mathbf{x}_1 &= \mathbf{g}[\mathbf{x}(k\Delta t), k\Delta t] \cdot \Delta t \\ \Delta \mathbf{x}_2 &= \mathbf{g}[\mathbf{x}(k\Delta t) + \Delta \mathbf{x}_1/2, k\Delta t + \Delta t/2] \cdot \Delta t \\ \Delta \mathbf{x}_3 &= \mathbf{g}[\mathbf{x}(k\Delta t) + \Delta \mathbf{x}_2/2, k\Delta t + \Delta t/2] \cdot \Delta t \\ \Delta \mathbf{x}_4 &= \mathbf{g}[\mathbf{x}(k\Delta t) + \Delta \mathbf{x}_3, (k+1)\Delta t] \cdot \Delta t \\ \hat{\mathbf{x}}_k^- &= \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + (\Delta \mathbf{x}_1 + 2\Delta \mathbf{x}_2 + 2\Delta \mathbf{x}_3 + \Delta \mathbf{x}_4)/6 \end{aligned} \quad (2.19)$$

其二, 偏微分矩阵 \mathbf{F}_{k-1} 和 \mathbf{H}_k 的计算,

$$\mathbf{F}_{k-1} = e^{\mathbf{A}_{k-1}\Delta t} \quad (2.20)$$

式中,

$$\mathbf{A}_{k-1} = \left[\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{x}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{x}_{2n+m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{x}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{x}_{2n+m}} \\ \mathbf{0}_{m \times (2n+m)} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+} \quad (2.21)$$

$$\mathbf{H}_k = \left[\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{x}} \right]_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^-} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{h}_1}{\partial \mathbf{x}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{h}_1}{\partial \mathbf{x}_{2n+m}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{h}_l}{\partial \mathbf{x}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{h}_l}{\partial \mathbf{x}_{2n+m}} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^-} \quad (2.22)$$

式中， n 是结构自由度个数， m 是待识别的参数个数， l 是观测量的个数（对应于结构自由度）。

2.3.2 外部激励未知情况下的结构参数和外部激励识别

当外部激励未知情况下，此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, t) \quad (2.23)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, t)$$

分别对状态方程和量测方程在当前线性化卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 点进行泰勒级数展开，并将时间连续状态方程在时间间隔 Δt 上离散，并加入系统噪声可得：

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{g}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{f}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (2.24)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k) + \mathbf{v}_k$$

不同于外部激励已知的情况，当结构参数和外部激励均未知时，观测向量需是测得的加速度响应：

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k) + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}[\mathbf{f} - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}] + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}[-\mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}] + \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}\mathbf{f} + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (2.25)$$

此时采用未知输入-自适应扩展卡尔曼滤波 (UI-AEKF) [41]，不同之处在于自适应因子采用本章阐述的自适应因子求解方法（式(2.10)~(2.14)）。相应的自适应扩展卡尔曼滤波方程如下所示：

- (1) 初始化：给定状态向量、未知力向量和状态协方差矩阵的初值。

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}}_0^+ &= E(\mathbf{x}_0) \\
\mathbf{P}_0^+ &= E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)^T] \\
\hat{\mathbf{f}}_0^+ &= E(\mathbf{f}_0)
\end{aligned} \tag{2.26}$$

(2) 预测 (时间更新): 假设已得到 $k-1$ 时刻状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+$, 在没有 k 时刻的量测信息时, 利用系统状态方程对 k 时刻的状态向量和状态协方差矩阵进行预测, 得到 k 时刻的状态先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 为:

$$\begin{aligned}
\hat{\mathbf{x}}_k^- &= \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+) \\
\hat{\mathbf{x}}_k^- &= \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + \int_{k\Delta t}^{(k+1)\Delta t} \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, t) dt
\end{aligned} \tag{2.27}$$

同样可以采用 Runge-Kutta 法计算非线性时间更新微分方程。

假设 $k-1$ 时刻状态估计的协方差矩阵为 \mathbf{P}_{k-1}^+ , 则 k 时刻先验估计的协方差矩阵为:

$$\mathbf{P}_k^- = \lambda_k \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{P}_{k-1}^+ \mathbf{F}_{k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1} \tag{2.28}$$

式中 λ_k 是自适应因子, 求解方法见第二章公式(2.10)~(2.14)。

(3) 更新 (测量更新): 利用 k 时刻的量测信息, 根据状态估计误差最小二乘准则, 更新 k 时刻的状态向量和协方差矩阵, 得到 k 时刻的状态后验估计。

$$\begin{aligned}
\mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\
\hat{\mathbf{x}}_k^+ &= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+) - \mathbf{D}_k (\hat{\mathbf{f}}_k - \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+)] \\
\hat{\mathbf{f}}_k &= \mathbf{S}_k \mathbf{D}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k) [\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+) + \mathbf{D}_k \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+] \\
\mathbf{P}_k^+ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T
\end{aligned} \tag{2.29}$$

式中, \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 为更新状态估计量, $\hat{\mathbf{f}}_k$ 为更新未知外部激励, \mathbf{P}_k^+ 为更新状态协方差矩阵, \mathbf{S}_k 为更新未知外部激励协方差矩阵。

$$\mathbf{S}_k = [\mathbf{D}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k) \mathbf{D}_k]^{-1} \tag{2.30}$$

$$\mathbf{G}_{k-1} = \left[\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{f}} \right]_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_k = \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{f}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{f}_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{f}_1} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{f}_r} \\ \mathbf{0}_{m \times r} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_k = \hat{\mathbf{f}}_{k-1}^+} \tag{2.31}$$

$$\mathbf{D}_k = \left[\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{f}} \right]_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{f}_k = \hat{\mathbf{f}}_k} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{f}_1} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{f}_r} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_l}{\partial \mathbf{f}_1} & \dots & \frac{\partial h_l}{\partial \mathbf{f}_r} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k, \mathbf{f}_k = \hat{\mathbf{f}}_k} \quad (2.32)$$

式中， n 是结构自由度个数， m 是待识别的参数个数， l 是观测量的个数（对应于结构自由度）， r 是未知外部激励的个数（对应于结构自由度）。

2.4 数值模拟

2.4.1 数值计算的理论模型

本文采用一个多自由度的结构模型验证本文提出的结构参数和外部激励识别方法的有效性。该结构的理论模型如下图所示：

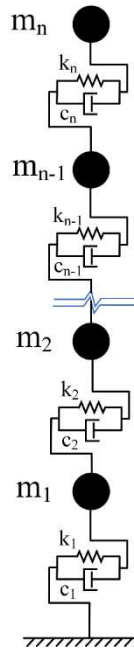


图 2.2 多自由度结构模型示意图

多自由结构的运动方程可以写成如下形式：

$$\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} = \mathbf{f}$$

式中， \mathbf{M} 为 $n \times n$ 阶质量矩阵， \mathbf{C} 为 $n \times n$ 阶阻尼矩阵， \mathbf{K} 为 $n \times n$ 阶刚度矩阵， \mathbf{f} 为 $n \times 1$ 阶外部激励向量， $\ddot{\boldsymbol{\mu}}$ 、 $\dot{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\boldsymbol{\mu}$ 分别为 $n \times 1$ 阶的结构加速度、速度和位移向量。算例采用五自由度结构，结构参数设定如下： $m_{1-5} = 300\text{kg}$ ， $k_{1-5} = 15000\text{N/m}$ 和 $c_{1-5} = 50\text{N} \cdot \text{s/m}$ 。形成结构矩阵：

$$\begin{aligned}
\mathbf{K} &= \begin{bmatrix} k_1+k_2 & -k_2 & 0 & 0 & 0 \\ -k_2 & k_2+k_3 & -k_3 & 0 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3+k_4 & -k_4 & 0 \\ 0 & 0 & -k_4 & k_4+k_5 & -k_5 \\ 0 & 0 & 0 & -k_5 & k_5 \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 30000 & -15000 & 0 & 0 & 0 \\ -15000 & 30000 & -15000 & 0 & 0 \\ 0 & -15000 & 30000 & -15000 & 0 \\ 0 & 0 & -15000 & 30000 & -15000 \\ 0 & 0 & 0 & -15000 & 15000 \end{bmatrix} \text{ N/m} \\
\mathbf{C} &= \begin{bmatrix} c_1+c_2 & -c_2 & 0 & 0 & 0 \\ -c_2 & c_2+c_3 & -c_3 & 0 & 0 \\ 0 & -c_3 & c_3+c_4 & -c_4 & 0 \\ 0 & 0 & -c_4 & c_4+c_5 & -c_5 \\ 0 & 0 & 0 & -c_5 & c_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 & -50 & 0 & 0 & 0 \\ -50 & 100 & -50 & 0 & 0 \\ 0 & -50 & 100 & -50 & 0 \\ 0 & 0 & -50 & 100 & -50 \\ 0 & 0 & 0 & -50 & 100 \end{bmatrix} \text{ N}\cdot\text{s/m} \\
\mathbf{M} &= \begin{bmatrix} m_1 & & & & \\ & m_2 & & & \\ & & m_3 & & \\ & & & m_4 & \\ & & & & m_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 300 & & & & \\ & 300 & & & \\ & & 300 & & \\ & & & 300 & \\ & & & & 300 \end{bmatrix} \text{ kg}
\end{aligned}$$

结构外部激励采用 EL-Centro 地震波的 N-S 分量，选取 50s 进行加载，时间间隔为 0.02s，调整结构外部激励的加速度峰值为 $0.2g=1.96\text{m/s}^2$ 。下图为 EL-Centro 地震波的加速度时程曲线。

$$\mathbf{f} = -\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}_0 \quad (2.33)$$

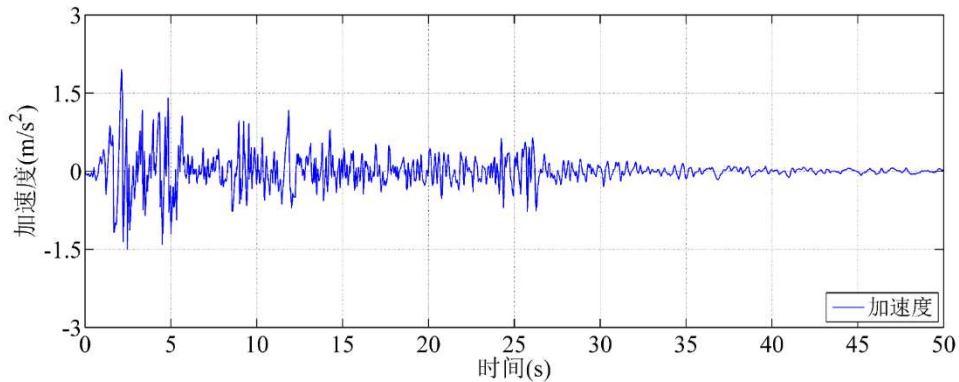


图2.3 EI Centro地震波加速度时程曲线

利用 Runge-Kutta 法计算结构在 EL-Centro 地震波激励下的动力响应，采样频率为 50Hz。得到结构的加速度响应和位移响应，作为卡尔曼滤波识别方法的

观测量（以第四层结构响应为例）。

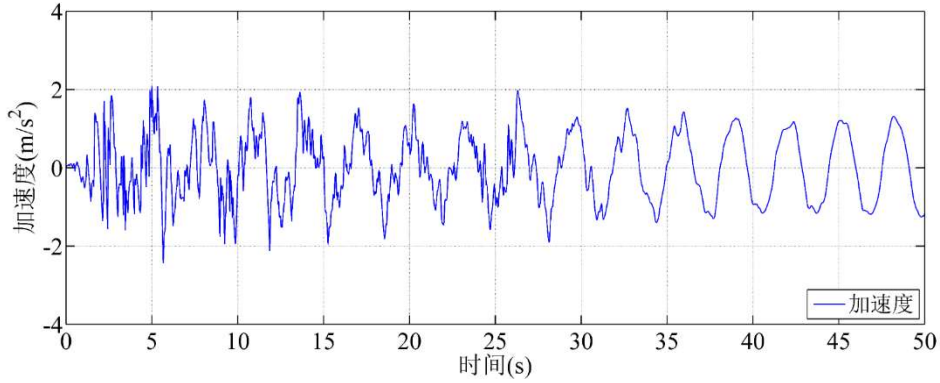


图 2.4 结构四层加速度响应（纯框架）

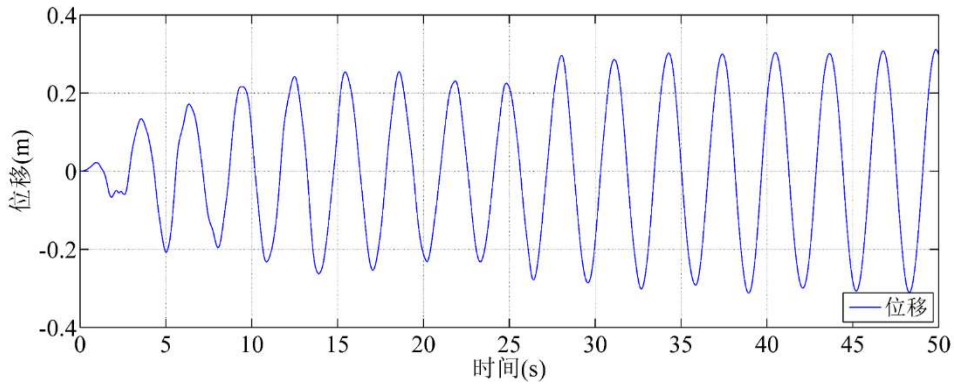


图 2.5 结构四层位移响应（纯框架）

2.4.2 外部激励已知情况下结构参数识别

如果外部激励已知，需要识别的物理参数为结构的刚度和阻尼： $\theta = (\mathbf{c}, \mathbf{k})^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{c} \\ \mathbf{k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (2.34)$$

如果观测量为加速度或位移时：

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{y} &= \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (2.35)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{20 \times 20};$$

初始状态向量:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ 1 \times 10^2 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \\ 1 \times 10^4 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \end{bmatrix};$$

初始状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix};$$

(一) 基于无噪声观测量的识别

观测量分别取结构的位移响应和加速度响应, 识别方法分别采用扩展卡尔曼滤波(EKF)和自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)。

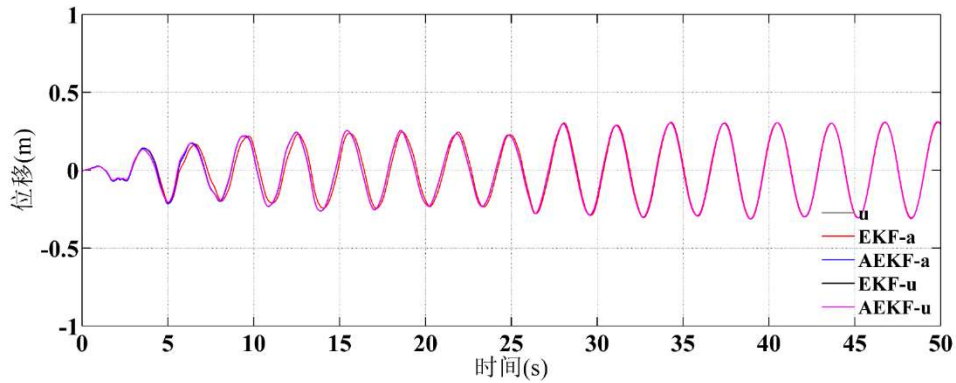


图 2.6 结构四层位移识别值

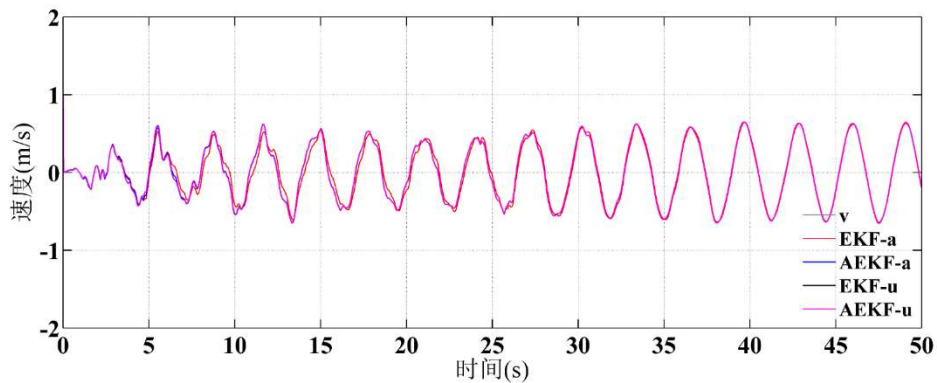


图 2.7 结构四层速度识别值

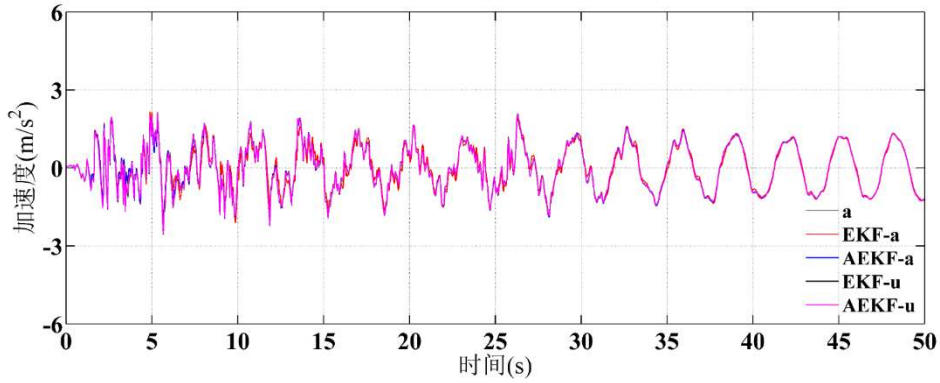


图 2.8 结构四层加速度识别值

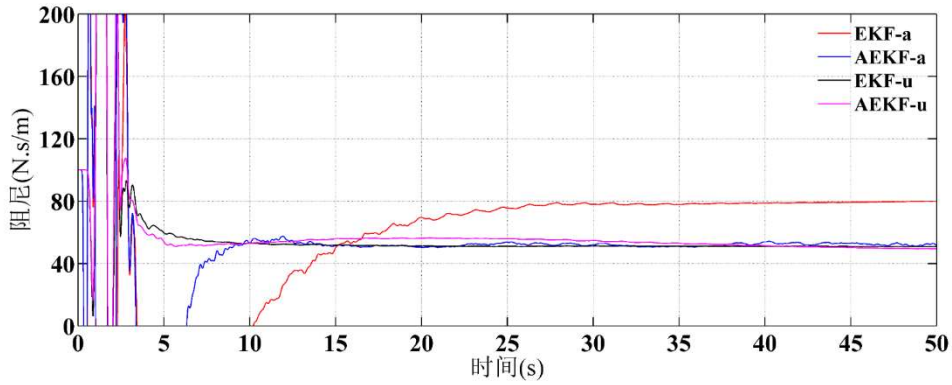


图 2.9 结构四层阻尼识别值

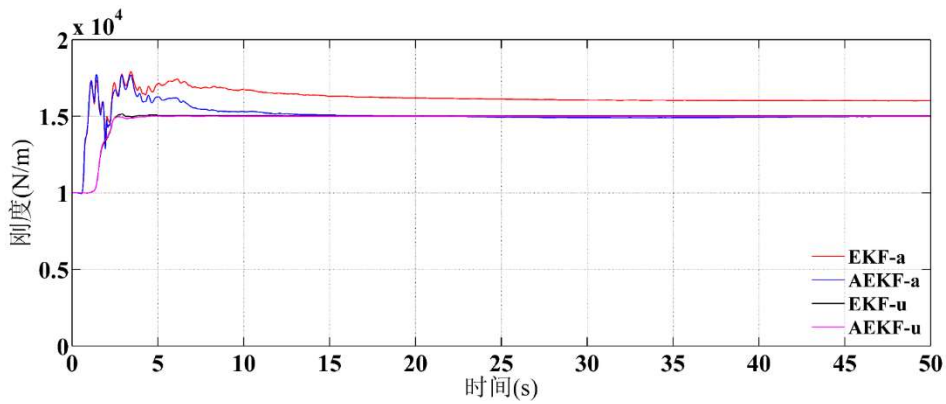


图 2.10 结构四层刚度识别值

为了定量展示时程的识别效果，我们定义识别相对均方根误差来评价时程识别结果的好坏：

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n RE_i^2}}{n} \quad (2.36)$$

$$RE_i = \frac{IP_i - RL_i}{RL_i} \quad (2.37)$$

式中， $RMSE$ 表示时程识别的相对均方根误差， n 为时程的总采样点数， RE_i 为

第 i 个采样点的时程识别相对误差, IP_i 为第 i 个采样点的时程识别值, RL_i 为第 i 个采样点的时程真实值。此外, 为保证 $RL_i \neq 0$, 需要剔除那些时程真实值为 0 的采样点。

表 2.1 结构参数和响应识别值

识别方法	EKF-u	AEKF-u	EKF-a	AEKF-a
阻尼识别值 相对误差 (%)	1.75	0.49	59.95	3.07
刚度识别值 相对误差 (%)	0.50	0.02	6.80	0.15
位移识别值相对均 方根误差 (%)	5.98	6.00	12.77	5.82
加速度识别值相对 均方根误差 (%)	6.89	5.92	13.25	7.37

识别结果如下图所示 (以结构四层为例), 结果表明 EKF 和 AEKF 都可以精确识别结构的响应; AEKF 与 EKF 相比, AEKF 可以更精确地识别结构参数, 识别收敛效果更好, 精度更高。

(二) 基于有噪声观测量的识别

为检验识别方法的抗噪能力, 观测量取结构的加速度响应, 对观测量分别施加 2% 和 5% 的随机白噪声 (2% 和 5% 指的是噪声与信号的能量或功率之比), 识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)。识别结果如下图所示 (以结构四层为例), 识别结果如下图所示 (以结构四层为例)。

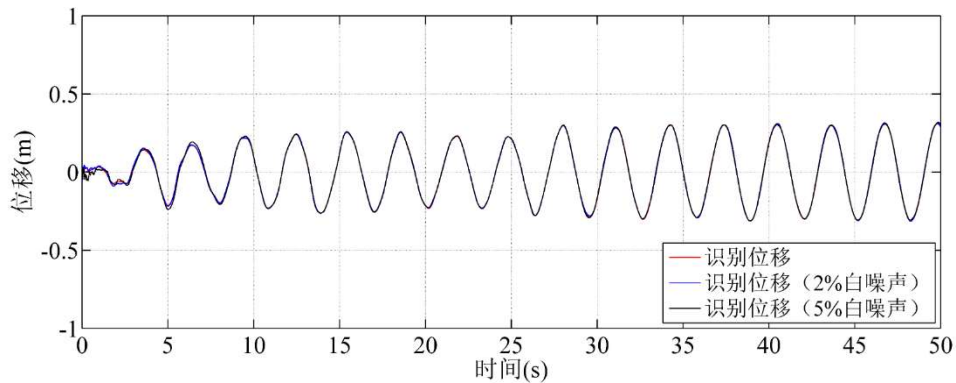


图 2.11 结构四层位移识别值 (不带噪声 vs 带噪声)

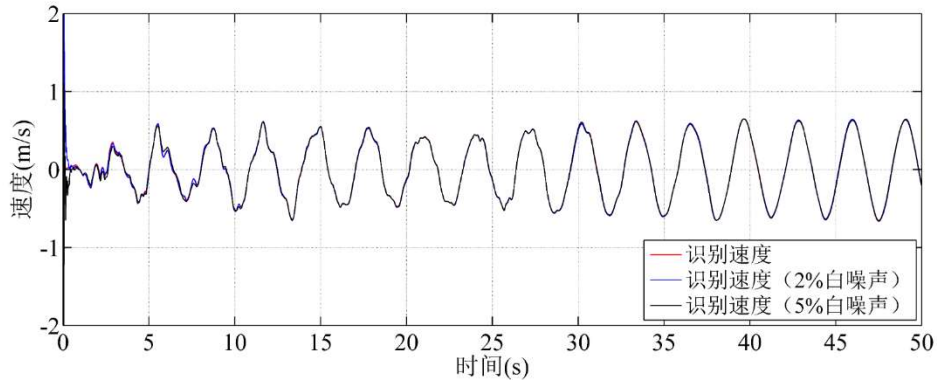


图 2.12 结构四层速度识别值（不带噪声 vs 带噪声）

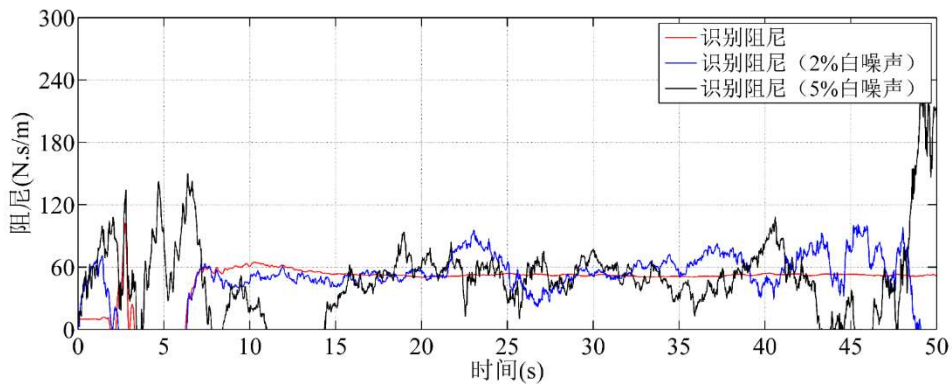


图 2.13 结构四层阻尼识别值（不带噪声 vs 带噪声）

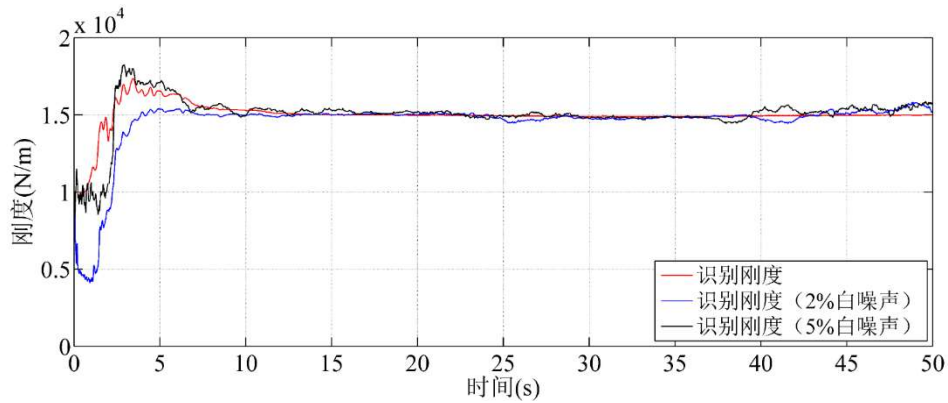


图 2.14 结构四层刚度识别值（不带噪声 vs 带噪声）

表 2.2 结构参数和响应识别值

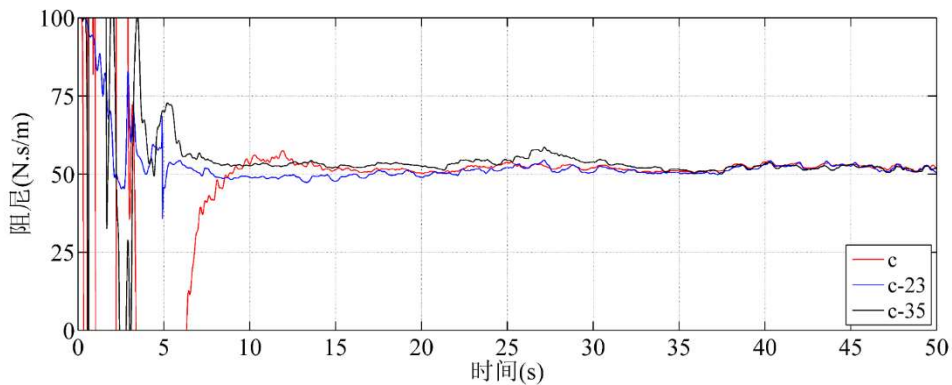
识别值	阻尼识别值相对误差 (%)	刚度识别值相对误差 (%)	位移识别相对均方根误差 (%)	速度识别相对均方根误差 (%)
无噪声	4.63	0.70	7.34	6.54
2%噪声	6.00	0.47	7.37	5.45
5%噪声	17.66	2.41	7.50	6.88

识别结果如下图所示（以结构四层为例），结果表明 AEKF 可以精确识别结构的响应。AEKF 与 EKF 相比，AEKF 可以更精确地识别结构参数，识别收敛效

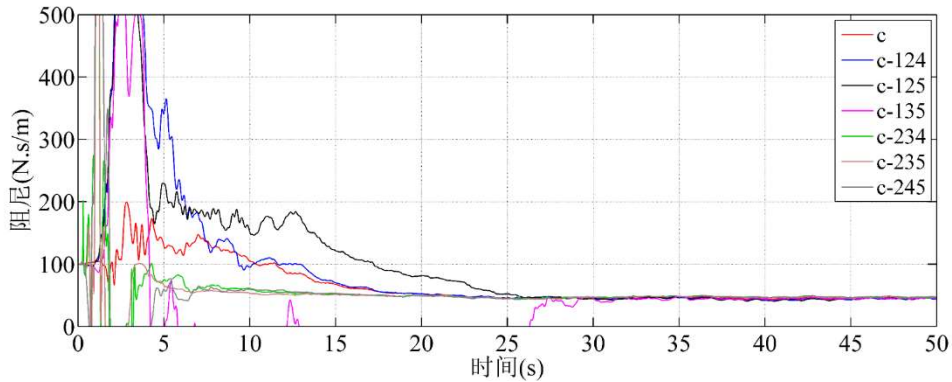
果更好，精度更高。结果表明 AEKF 有较强的抗噪能力，在 2% 和 5% 强度的白噪声干扰情况下，能准确识别结构的响应和结构刚度，但是结构阻尼参数的识别受噪声影响较大，一直处于震荡状态，无法精确收敛。

(三) 基于部分观测量的识别

当观测测量不完整，只有部分输入时，为检验识别方法的追踪能力，取部分楼层加速度响应值作为观测量进行识别，识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF)。识别结果如下图所示 (以结构四层为例)，图中 c-23 代表只有二层和三层的加速度响应值作为部分观测量时，识别的结构阻尼参数；c 代表拥有完整加速度响应值作为观测量时，识别的结构阻尼参数；以此类推。

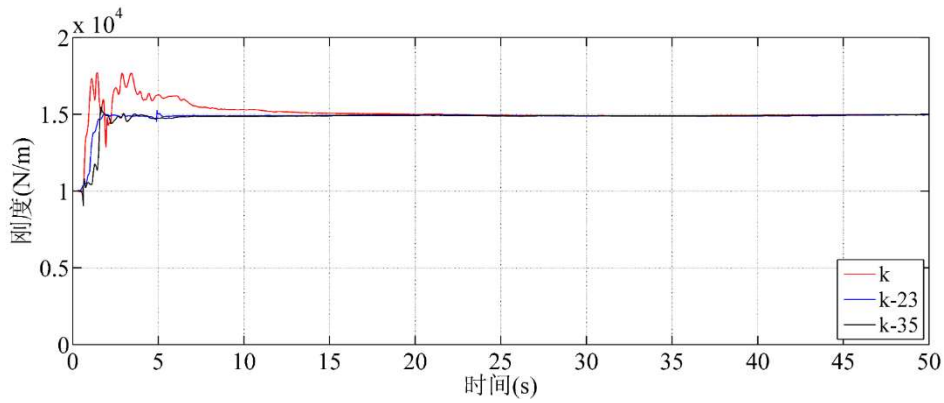


(a) 基于两层结构观测量

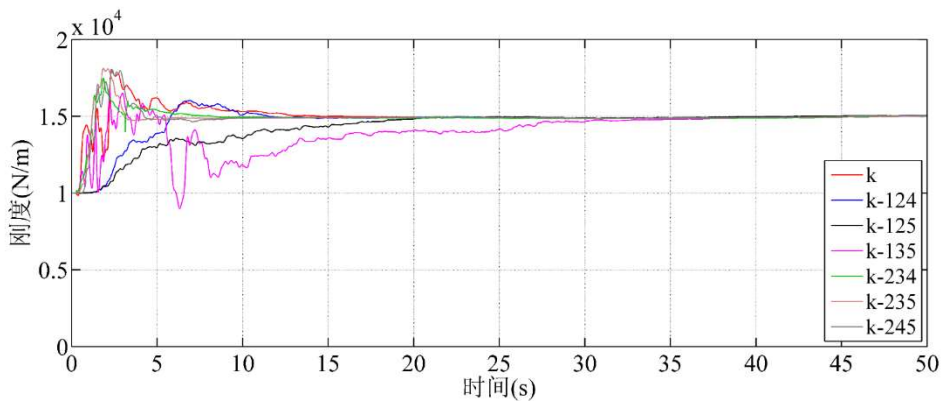


(b) 基于三层结构观测量

图 2.15 结构四层阻尼识别值 (完整观测量 vs 部分观测量)



(a) 两层结构观测量



(b) 三层结构观测量

图 2.16 结构四层刚度识别值（完整观测量 vs 部分观测量）

表 2.3 结构参数识别值

识别值		阻尼识别值相对误差 (%)	刚度识别值相对误差 (%)
两层结构 加速度观测量	a ₂₃	5.67	0.85
	a ₃₅	4.56	0.70
三层结构 加速度观测量	a ₁₂₄	1.24	0.73
	a ₁₂₅	2.11	0.65
	a ₁₃₅	2.54	0.54
	a ₂₃₄	2.67	0.13
	a ₂₃₅	3.11	0.35
	a ₂₄₅	2.34	0.23

结果表明 AEKF 可以基于部分观测量识别出整体楼层的结构响应和结构参数。对于五自由度结构体系，已知全部楼层或其中四层的结构响应时，可以准确识别出各楼层的结构参数；当知道其中三层的结构响应时，大部分组合情况下，也可以准确识别出各楼层的结构参数；当只知道其中二层的结构响应时，只有少数组合情况下，可以准确识别出各楼层的结构参数，但楼层的分布具有一定的不确定性；当只知道其中一层的结构响应时，无法准确识别出各楼层的结构参数。

2.4.3 外部激励未知情况下结构参数和外部激励识别

如果外部激励未知，将系统用状态空间方程表示，令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$ ，式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。

(一) 结构刚度和阻尼已知情况下

当结构刚度和阻尼已知情况下，系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \end{bmatrix} \quad (2.38)$$

如果观测量为加速度时：

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \quad (2.39)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{10 \times 10} ;$$

初始未知力向量：

$$\mathbf{f}_d = \mathbf{I}_{5 \times 1} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \end{bmatrix} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-3} \mathbf{I}_{5 \times 5} & \\ & 1 \times 10^{-3} \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix} ;$$

观测量取结构的加速度响应，识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)。识别结果如下图所示（以结构四层为例）。

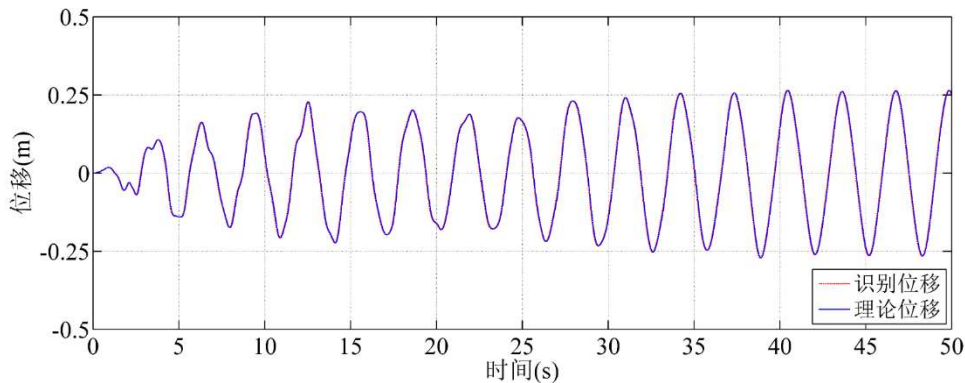


图 2.17 结构四层位移识别值 (AEKF)

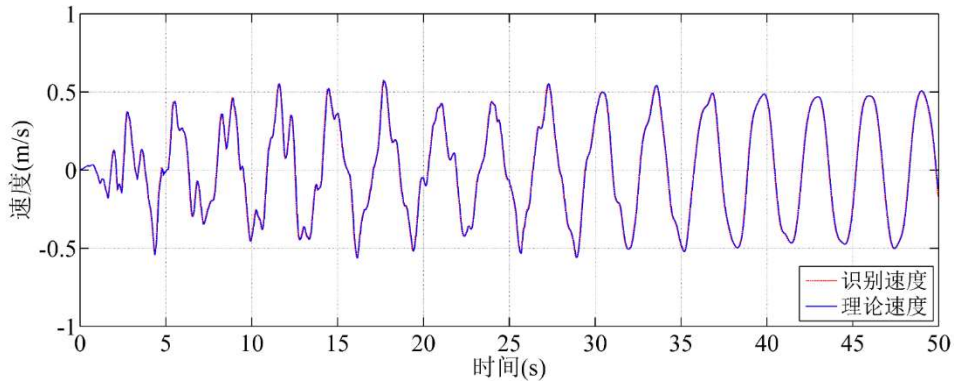


图 2.18 结构四层速度识别值 (AEKF)

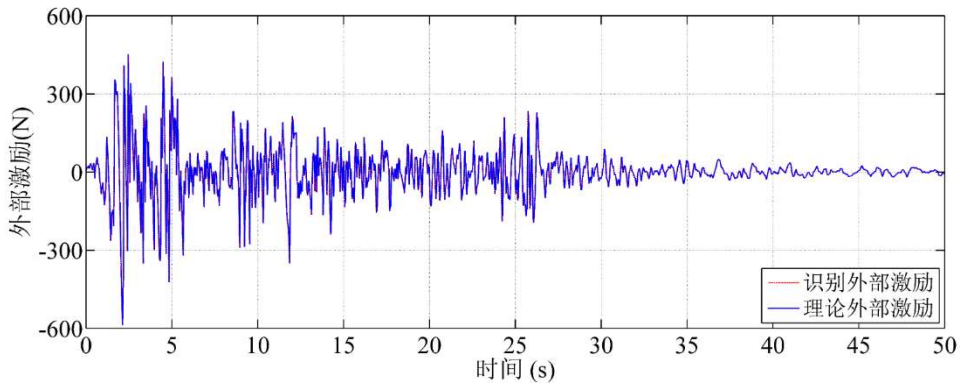


图 2.19 结构四层外部激励 (AEKF)

表 2.4 结构参数和响应识别值

识别值	位移识别相对均方根误差 (%)	速度识别相对均方根误差 (%)	加速度识别值相对均方根误差 (%)	外部激励识别值相对均方根误差 (%)
一层	0.63	0.70	0.34	1.54
二层	1.13	0.47	3.37	2.45
三层	0.89	2.01	2.45	4.23
四层	1.08	1.45	1.34	3.36
五层	1.66	2.41	2.50	1.88

识别结果如下图所示 (以结构四层为例), 结果表明在已知结构参数的情况下, 自适应扩展卡尔曼滤波可以精确识别出结构的未知外部激励时程, 但该方法的抗噪能力较差, 当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时, 无法精确识别结构的外部激励。

(二) 结构刚度和阻尼未知情况下

当结构的刚度和阻尼参数未知需要识别时, $\theta = (\mathbf{c}, \mathbf{k})^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程为 2.3.2 节的公式(2.20)和公式(2.21), 不同之处此处的外部激励 \mathbf{f} 未知。

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{35 \times 35} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ 4 \times 10^1 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \\ 1.3 \times 10^4 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \end{bmatrix} ;$$

初始未知力向量：

$$\mathbf{f}_d = \mathbf{0}_{5 \times 1} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{5 \times 5} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I}_{5 \times 5} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & 1 \times 10^7 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix} ;$$

观测量取结构的加速度响应，识别方法采用未知输入-自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF-UI)。识别结果如下图所示（以结构四层为例）。

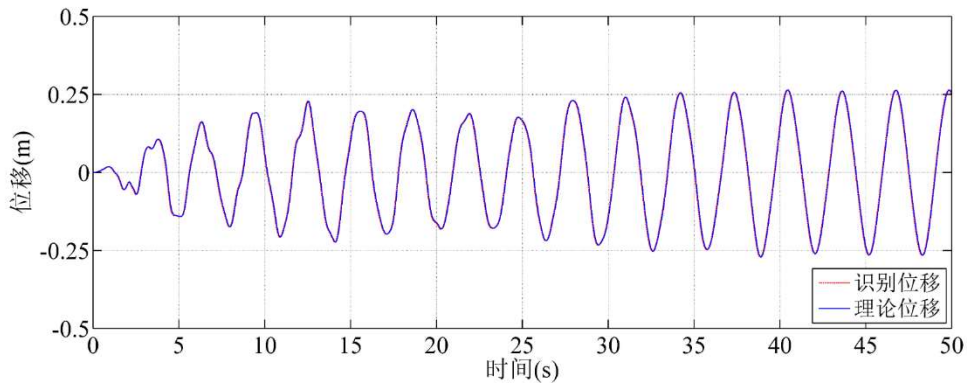


图 2.20 结构四层位移识别值 (AEKF-UI)

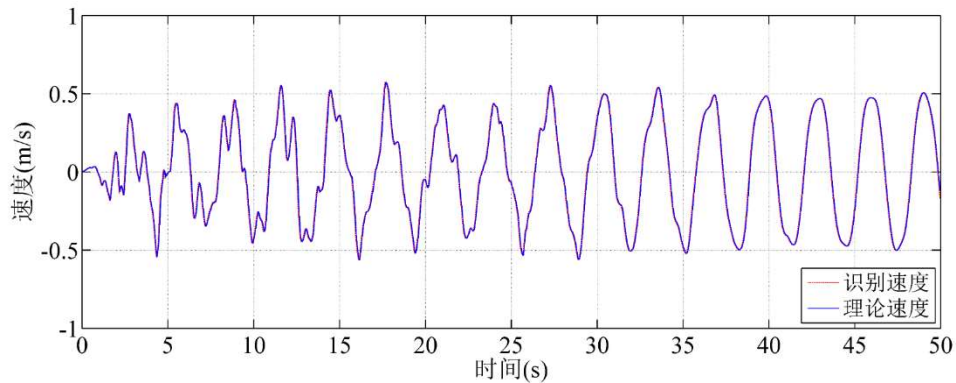


图 2.21 结构四层速度识别值 (AEKF-UI)

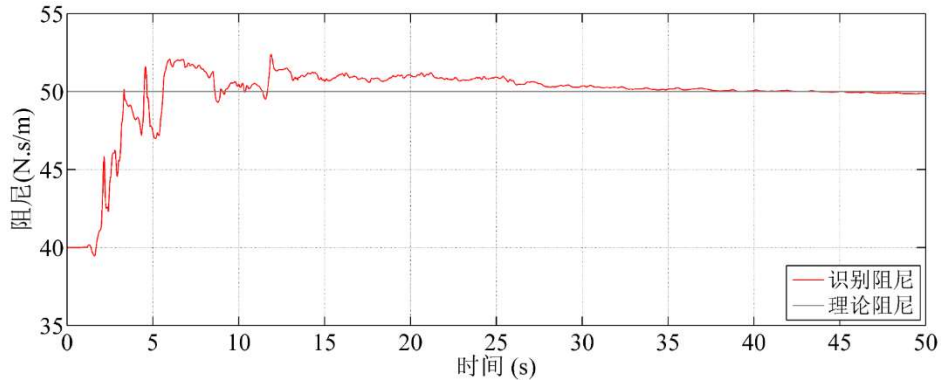


图 2.22 结构四层阻尼识别值 (AEKF-UI)

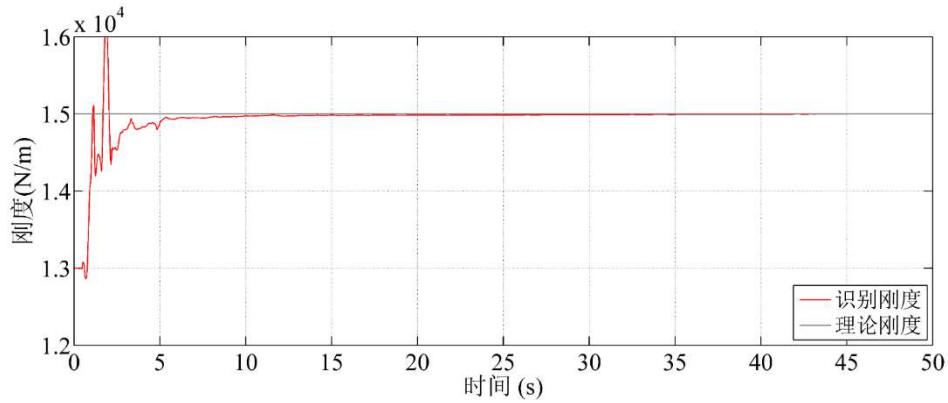


图 2.23 结构四层刚度识别值 (AEKF-UI)

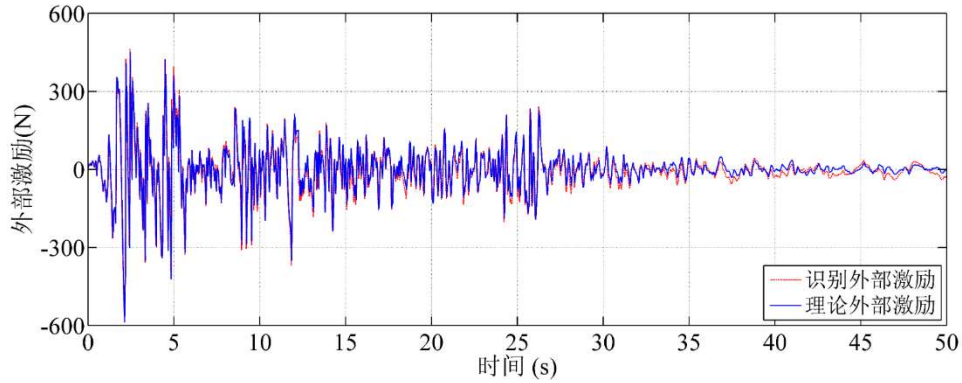


图 2.24 结构四层外部激励识别值 (AEKF-UI)

表 2.5 结构参数、响应和外部激励识别值

识别值	一层	二层	三层	四层	五层
阻尼识别值					
相对误差 (%)	1.25	2.34	0.63	0.70	0.34
刚度识别值					
相对误差 (%)	0.24	0.35	1.13	0.47	3.37
位移识别值					
相对均方根误差 (%)	4.54	2.36	0.89	2.01	2.45

速度识别值相对均方根误差 (%)	2.34	1.33	1.08	1.45	1.34
加速度识别值相对均方根误差 (%)	1.46	4.22	1.66	2.41	2.50
外部激励识别值相对均方根误差 (%)	5.67	6.87	3.79	4.88	5.01

结果表明在结构参数未知的情况下, 自适应扩展卡尔曼滤波可以同时识别出结构的参数和未知外部激励。但是该方法有一定局限性, 其一抗噪能力较差, 当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时, 无法精确识别结构的外部激励; 其二识别对结构参数初始值的设定有一定要求, 当结构参数初始值误差较小时 (本论文初始值误差取 20%), 可以通过设定合理的协方差矩阵初始值, 同时识别得到结构参数和未知外部激励。

2.5 试验验证

2.5.1 试验装置

本试验拟采用制作的单层钢框架, 该单层钢框架总高 1m, 楼板采用 Q235 钢板, 尺寸为 834×390mm, 厚度为 10mm, 柱采用 Q235 钢板。对于自由振动试验, 柱尺寸为 1000×100mm, 厚度为 3mm, 结构计算重量为 23.0 千克; 对于模拟地震振动台试验, 柱尺寸为 1000×100mm, 厚度为 5mm, 结构计算重量为 26.6 千克。



图 2.25 一层钢框架装置

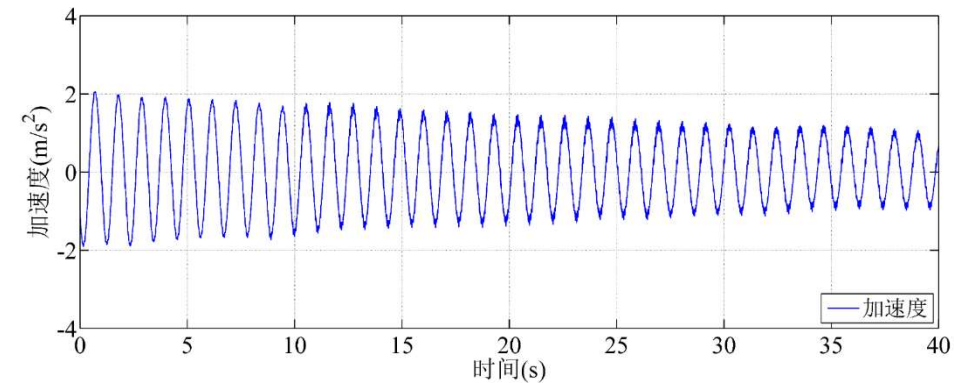
试验测量装置主要包括 3 个部分: 加速度传感器, 激光位移传感器以及力传感器。布置加速度传感器是为了获取结构的振动加速度响应。加速度传感器采用

PCB333B32 型加速度计，灵敏度 100mv/g，量程 50g，频率范围 0.5Hz~3kHz。试验中，加速度信号的采样频率为 1000Hz。布置位移传感器是为了获取结构的相对位移响应。在上部平板上布置一个角钢，将位移传感器沿运动方向布置在框架一侧钢架上，上部位移传感器对准结构顶板的角钢，下部位移传感器对准结构底部。通过监测位移传感器与角钢之间的距离变化来获取结构的相对位移响应。位移传感器采用基恩士 IL300 型激光位移传感器，安装距离要求大于 100mm，测量量程为 160mm~450mm。试验中，位移信号的采样频率为 1000Hz。

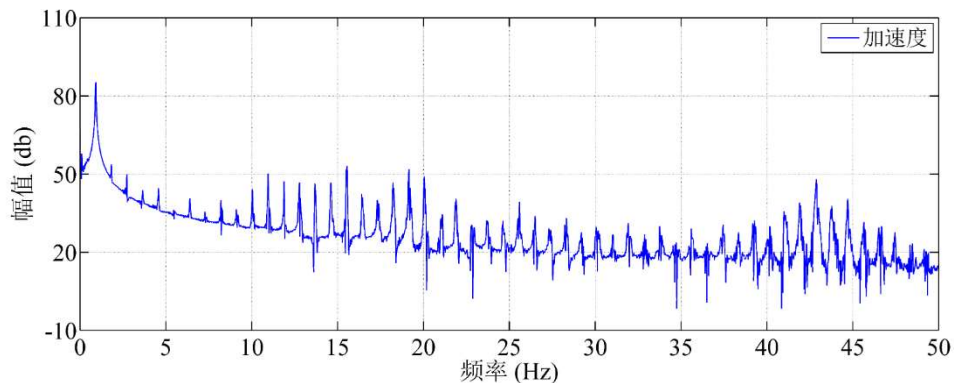
2.5.2 自由振动试验

(一) 结构响应

首先进行自由振动试验，自由振动试验的柱子尺寸为 1000×100mm，厚度为 3mm，结构计算重量为 23.0 千克。对框架顶部施加 80mm 初始位移，空框架进行自由振动，获得结构顶部加速度响应和位移响应。取其中 40s 的结构响应进行参数分析，绘制结构时程曲线和频谱曲线如下图所示：

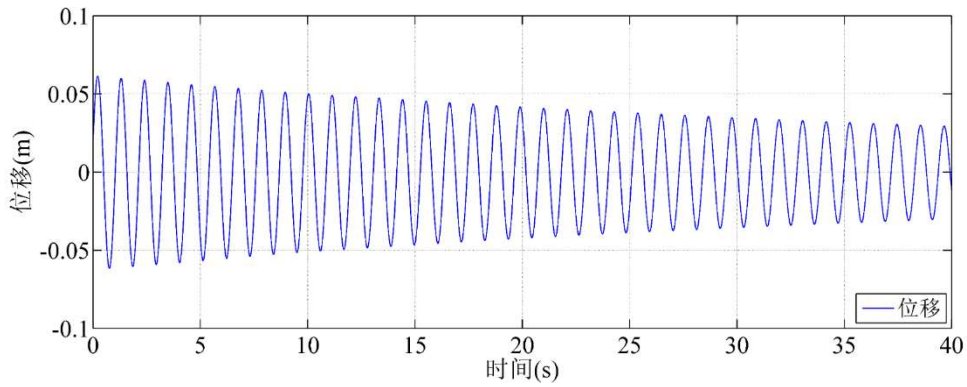


(a) 时程曲线

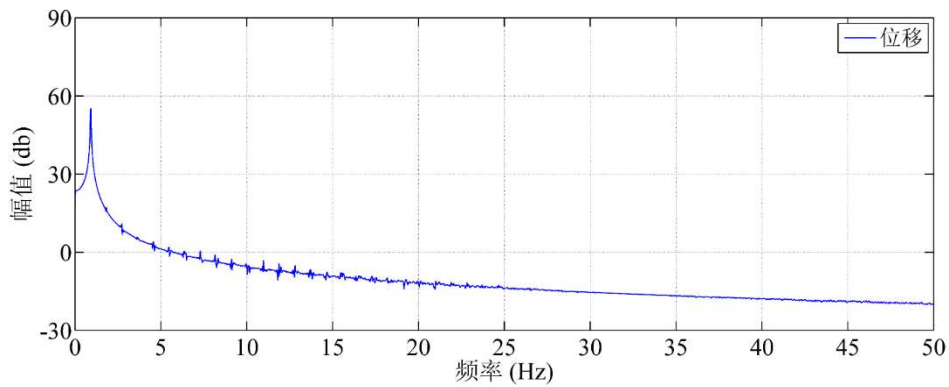


(b) 频谱曲线

图 2.26 结构加速度响应测量值



(a) 时程曲线



(b) 频谱曲线

图 2.27 结构位移响应测量值

从上图可以看出，空框架（3mm 钢柱）的固有频率为 0.9152Hz。上图展示了空框架自由振动时位移和加速度响应时程的频谱，原始加速度响应时程明显存在着高频噪声污染的问题。

(二) 结构参数识别

对于自由振动，即外部激励为零，将系统用状态空间方程表示，并令系统的状态向量为 $\mathbf{x} = [\mu \quad \dot{\mu} \quad c \quad k]^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \ddot{\mu} \\ c \\ k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \ddot{\mu} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ m^{-1}(-c\dot{\mu} - k\mu) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.40)$$

已知结构质量 $m=23\text{kg}$ ，观测量为结构顶部的加速度响应或位移响应：

$$\begin{aligned} y &= \mu \\ y &= a = -c\dot{\mu} - k\mu \end{aligned} \quad (2.41)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{1 \times 1};$$

过程噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{4 \times 4};$$

初始状态向量:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \\ 1 \times 10^3 \end{bmatrix};$$

初始状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^6 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^6 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^6 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \times 10^6 \end{bmatrix};$$

识别方法分别采用扩展卡尔曼滤波(EKF)和自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF), 分别采用位移和加速度作为识别的观测量。

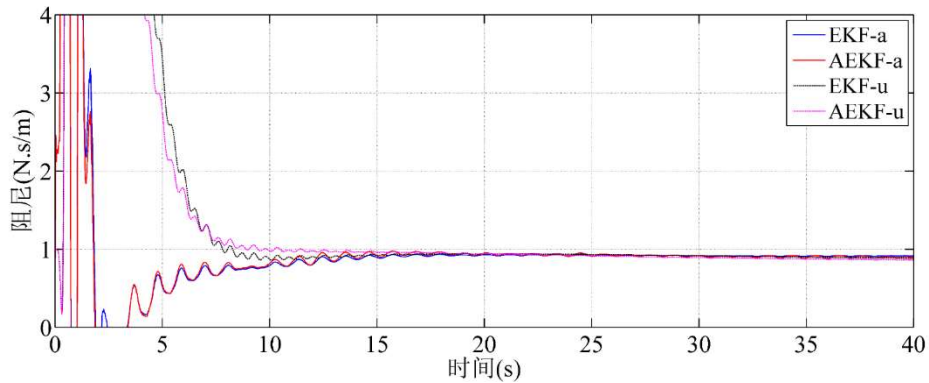


图 2.28 结构阻尼识别值

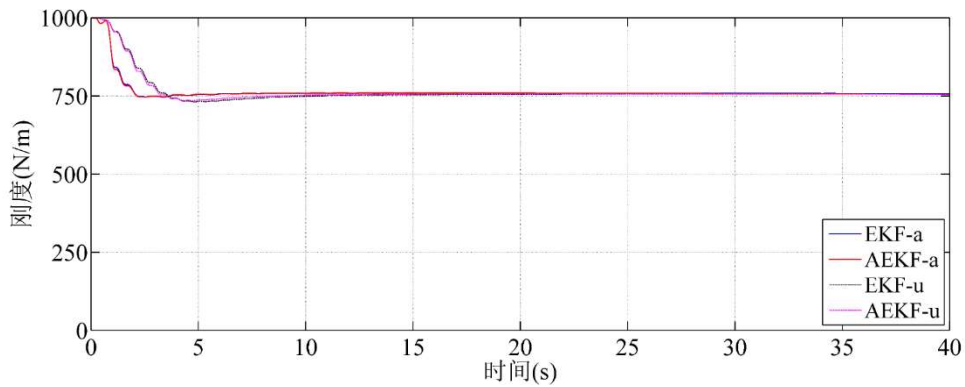


图 2.29 结构刚度识别值

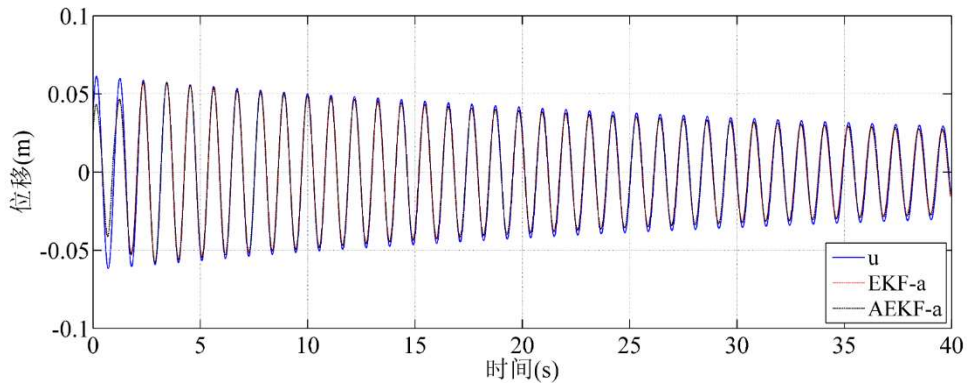


图 2.30 结构位移识别值

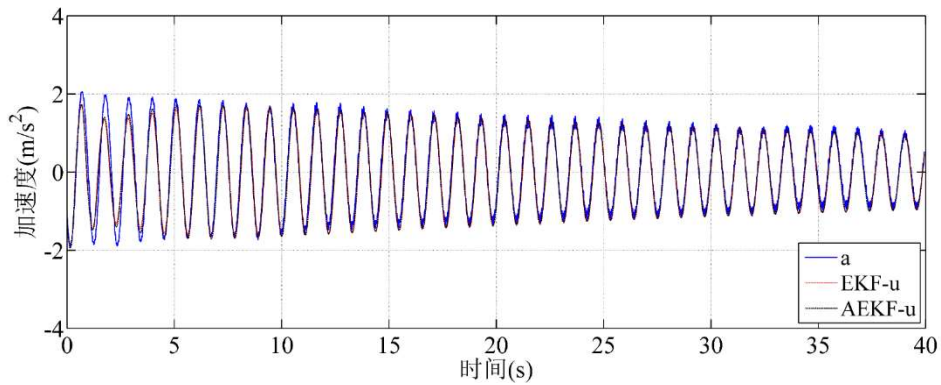


图 2.31 结构绝对加速度响应识别值

表 2.6 结构参数和响应识别值

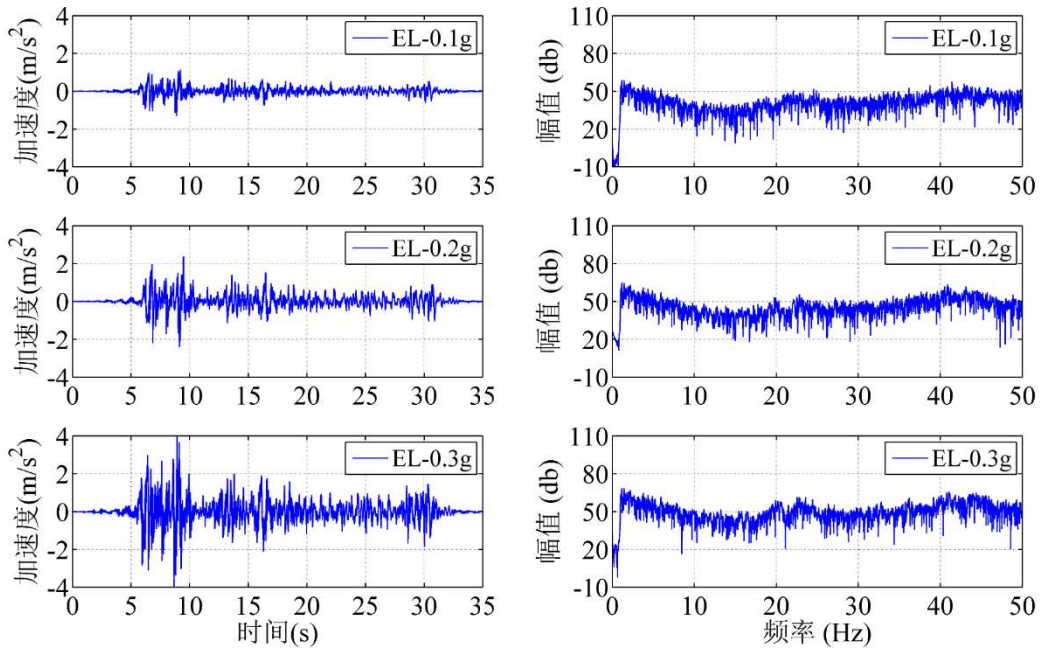
识别方法	EKF-u	AEKF-u	EKF-a	AEKF-a
阻尼识别值 (N.m/s)	0.8994	0.8761	0.9133	0.9025
阻尼比识别值 (%)	0.34	0.33	0.35	0.34
刚度识别值 (N/m)	755.93	756.00	757.55	756.57
自振频率识别值 (Hz)	0.9124	0.9125	0.9134	0.9128
位移识别相对均 方根误差 (%)	2.23	1.65	3.81	3.32
加速度识别相对 均方根误差 (%)	3.44	3.04	2.76	1.25

识别结果如下图所示，这与我们在空框架位移响应频谱中得到的结构固有频率0.9152Hz（3mm钢柱）十分接近，说明结构刚度系数识别准确。

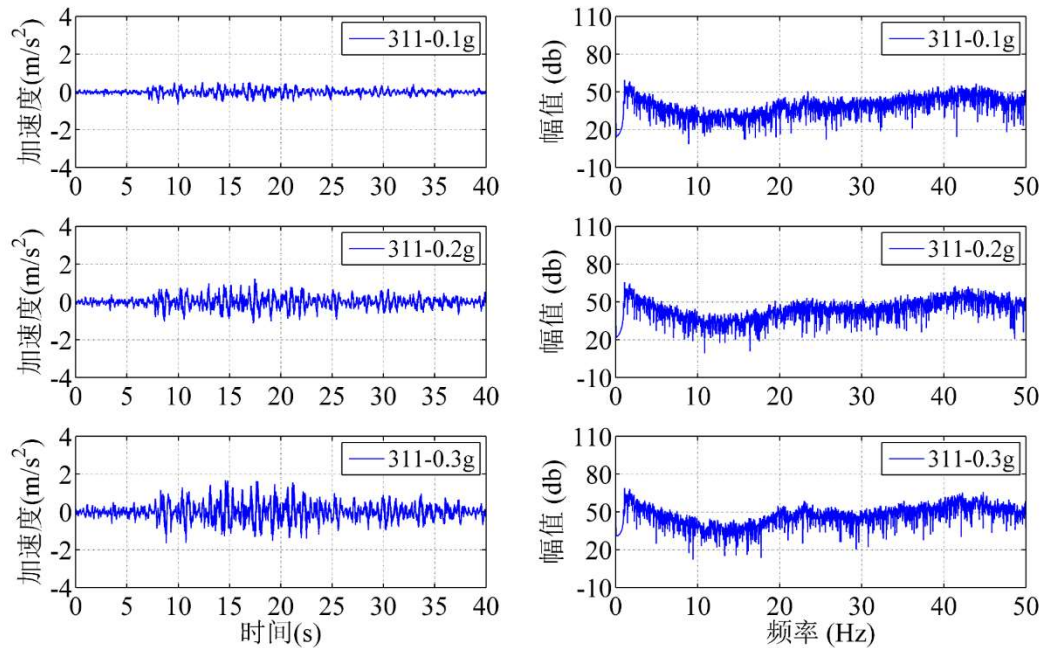
2.5.3 模拟地震振动台试验

(一) 系统输入

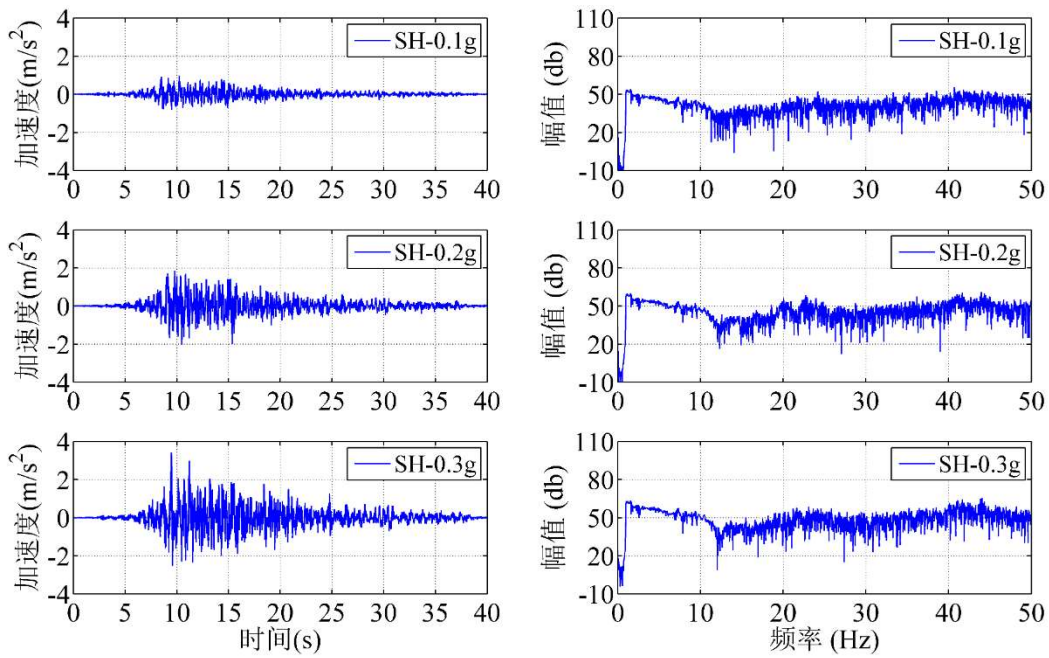
不同于自由振动试验，模拟地震振动台试验的框架结构钢柱尺寸为 $1000 \times 100 \text{mm}$ ，厚度为 5mm ，结构计算重量为 26.6kg 。振动台台面激励选用实际地震波 El Centro 波、实际地震波 311 地震波，上海人工地震波 SHW。调整振动台台面激励的加速度峰值，分别为 $0.1g$ 、 $0.2g$ 和 $0.3g$ 。本文以结构底部加速度传感器测得的加速度值（下图所示）作为系统输入进行结构识别。



(a) El Centro 波（时程及频谱曲线）



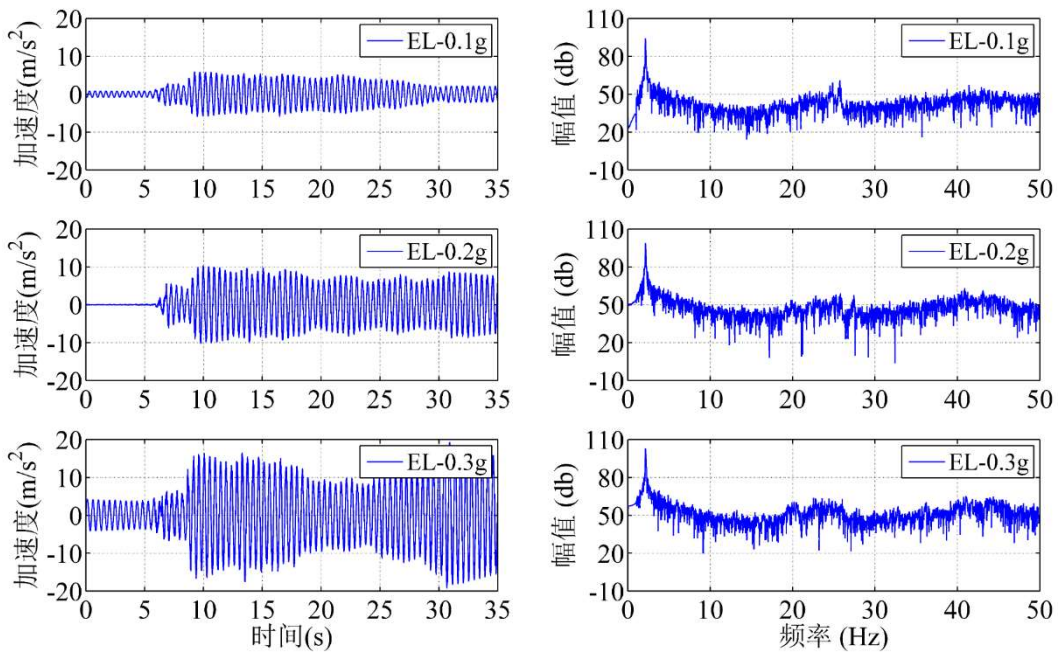
(b) 311 地震波（时程及频谱曲线）



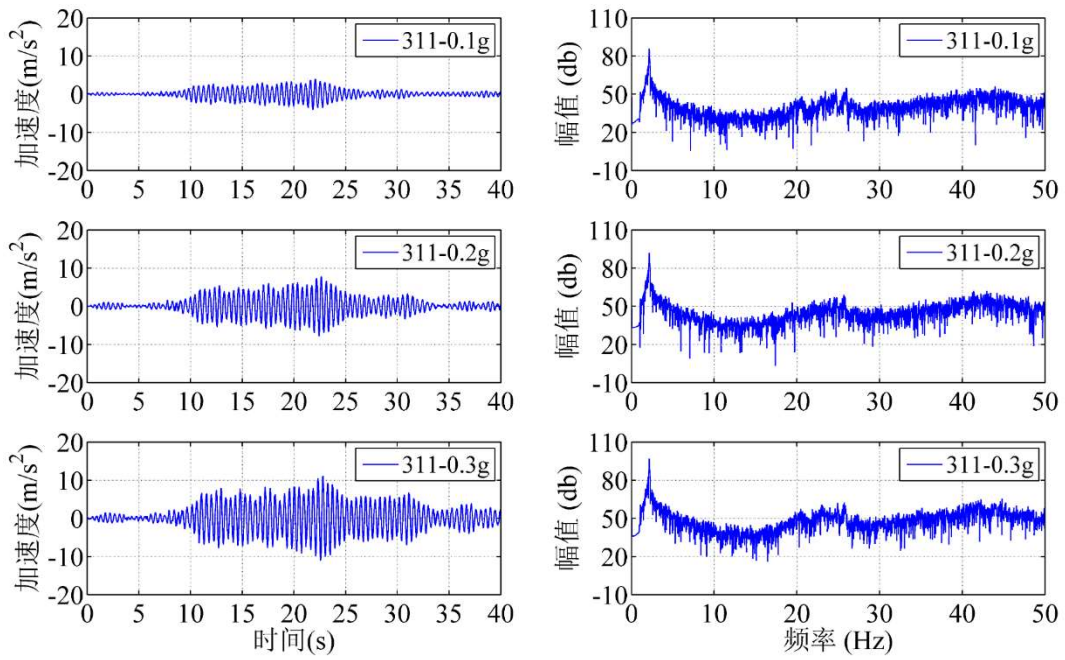
(c) 上海人工地震波 SH (时程及频谱曲线)

图 2.32 系统输入 (外部激励)

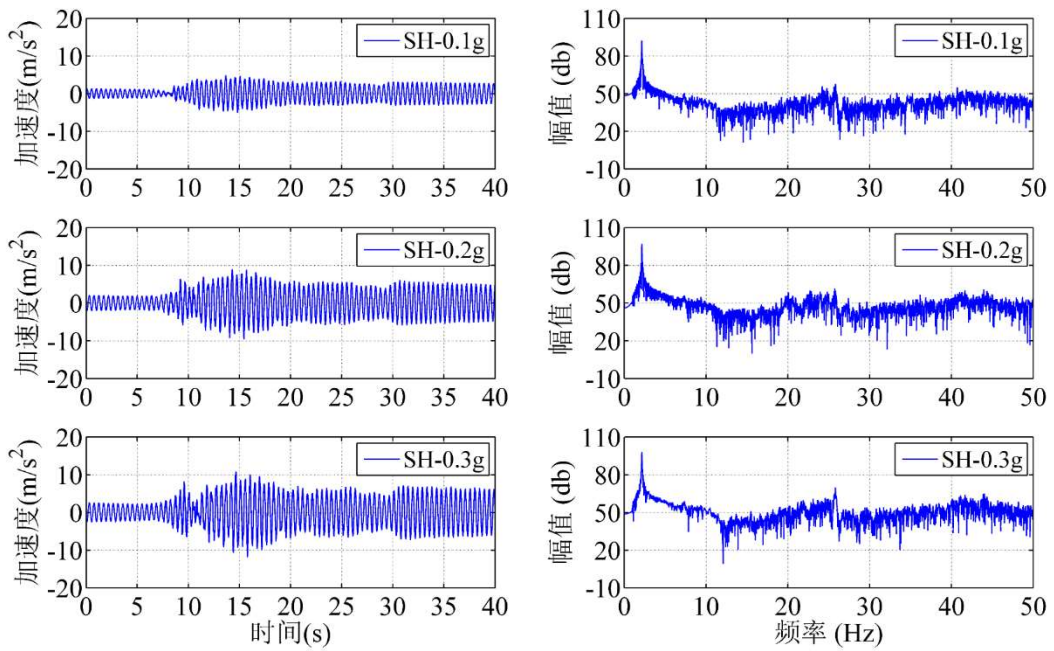
(二) 结构响应



(a) El Centro 波 (时程及频谱曲线)

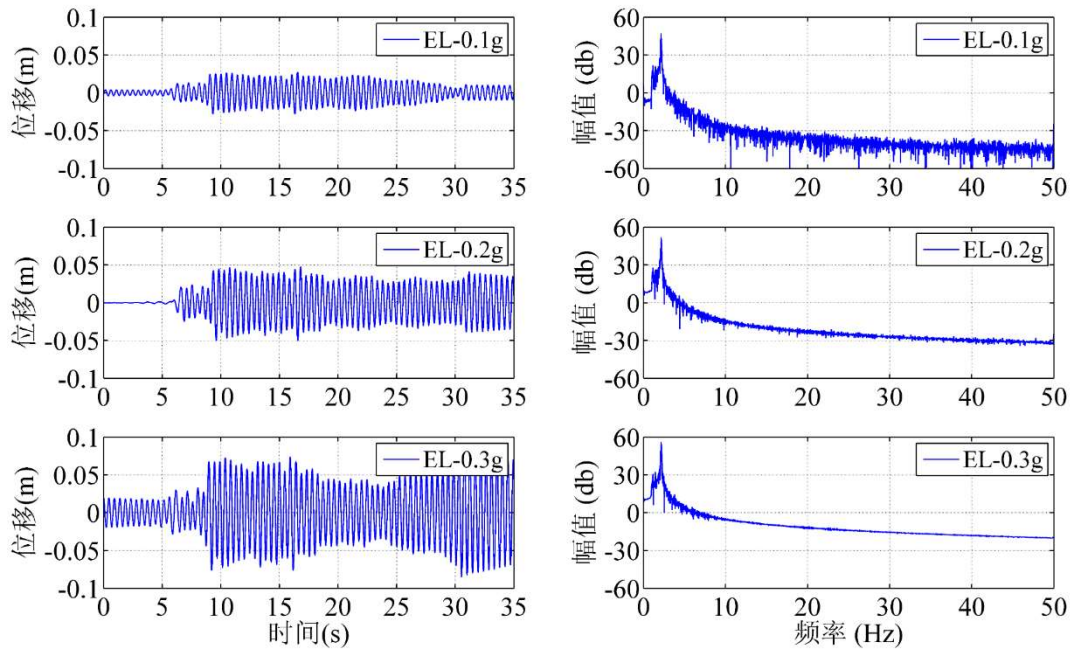


(b) 311 地震波 (时程及频谱曲线)

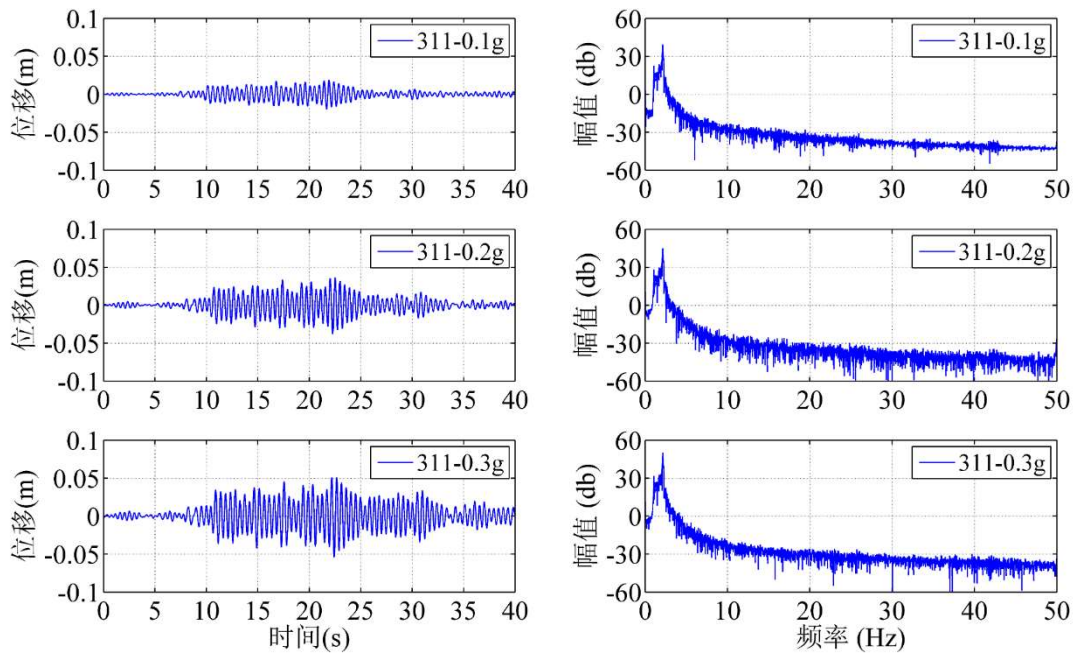


(c) 上海人工地震波 SH (时程及频谱曲线)

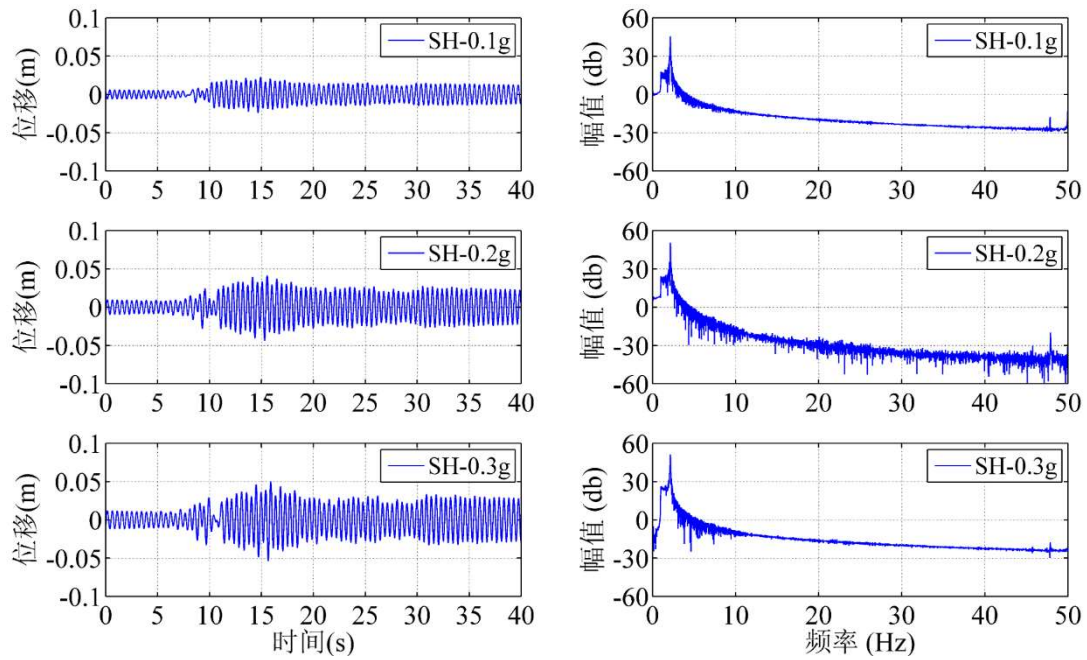
图 2.33 纯框架结构加速度响应



(a) El Centro 波 (时程及频谱曲线)



(b) 311 地震波 (时程及频谱曲线)



(c) 上海人工地震波 SH (时程及频谱曲线)

图 2.34 纯框架结构位移响应

从上图可以看出，纯框架结构（5mm 钢柱）的固有频率为 2.125~2.150Hz。上图展示了带阻尼器框架结构自由振动时位移响应、加速度响应和附加阻尼力时程的频谱，原始位移和加速度响应明显存在着高频噪声污染的问题。

(三) 结构参数识别

此时外部激励已知，将系统用状态空间方程表示，并令系统的状态向量为 $\mathbf{x} = [\mu \quad \dot{\mu} \quad c \quad k]^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mu}_{76} \\ \ddot{\mu}_{76} \\ c_7 \\ k_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \ddot{\mu} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ m_7^{-1}(f - c\dot{\mu} - k\mu) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (2.42)$$

观测量为加速度响应或位移响应：

$$\begin{aligned} y &= \mu \\ y &= a = f - c\dot{\mu} - k\mu \end{aligned} \quad (2.43)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{1 \times 1} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{4 \times 4} ;$$

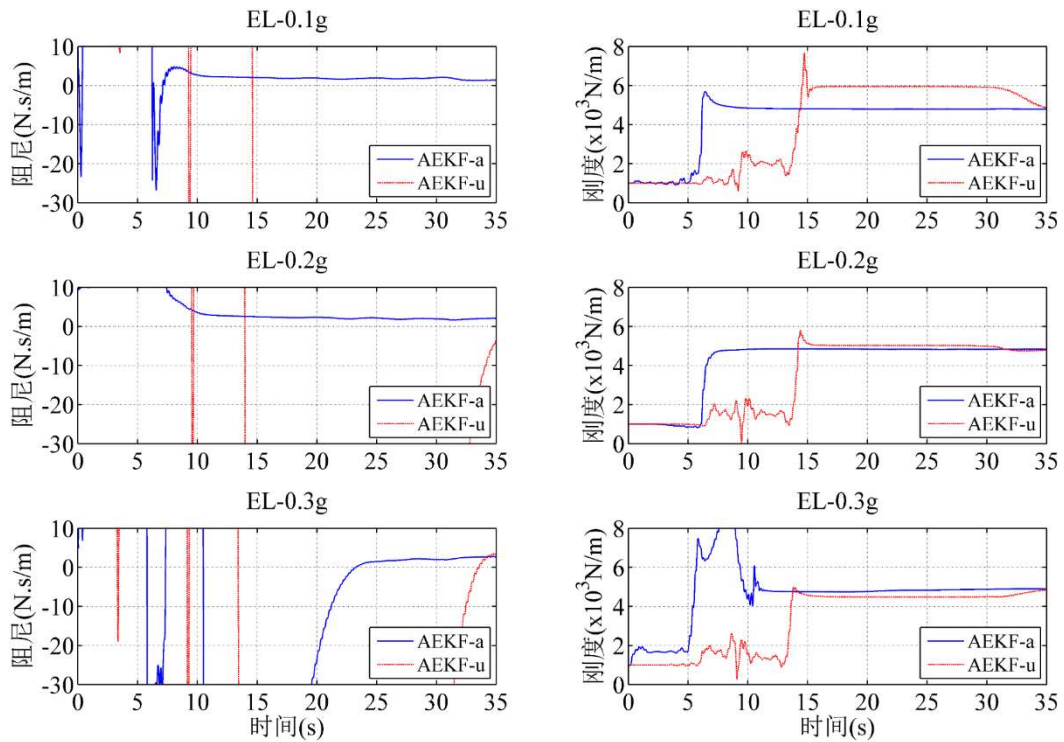
初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \times 10^6 \\ 1 \times 10^8 \end{bmatrix};$$

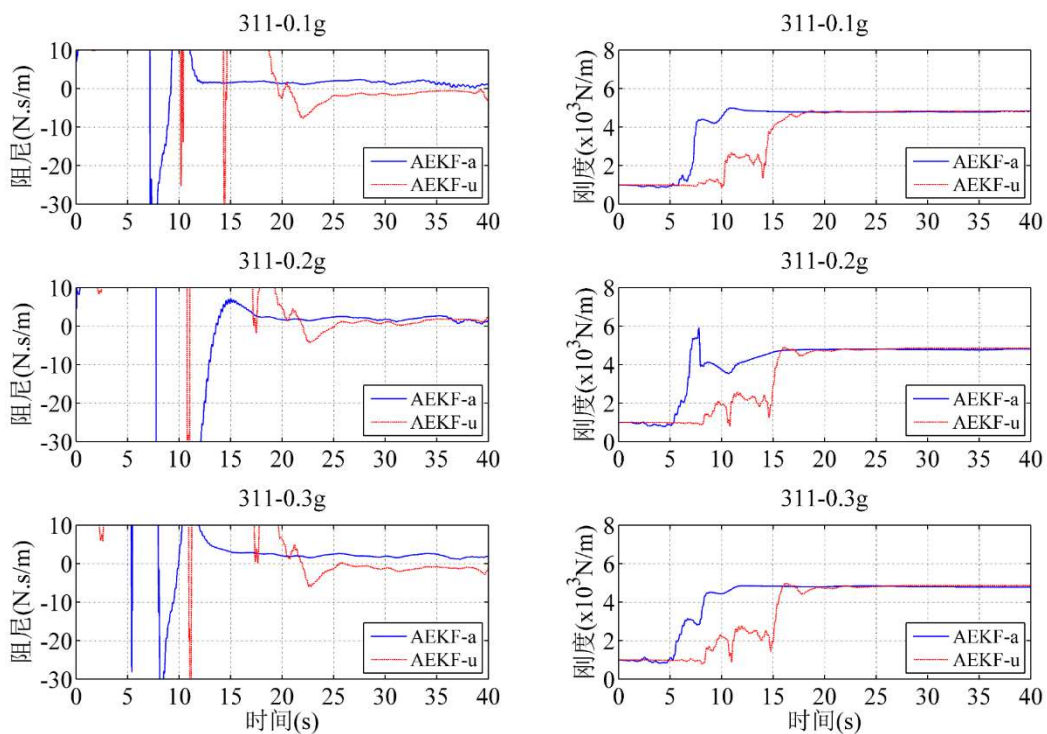
初始状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{16} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{16} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^{16} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \times 10^{16} \end{bmatrix};$$

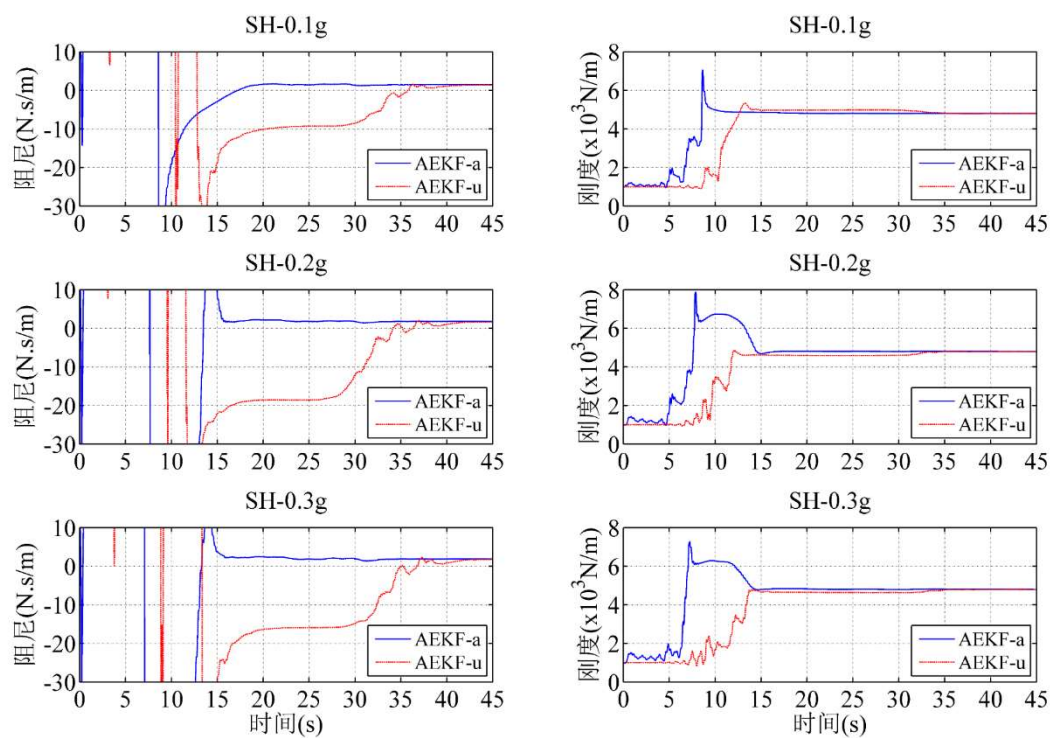
识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF), 对加速度响应时程进行 0~25Hz 带通滤波处理。识别结果如下图及下表所示。



(a) El Centro 波



(b) 311 地震波



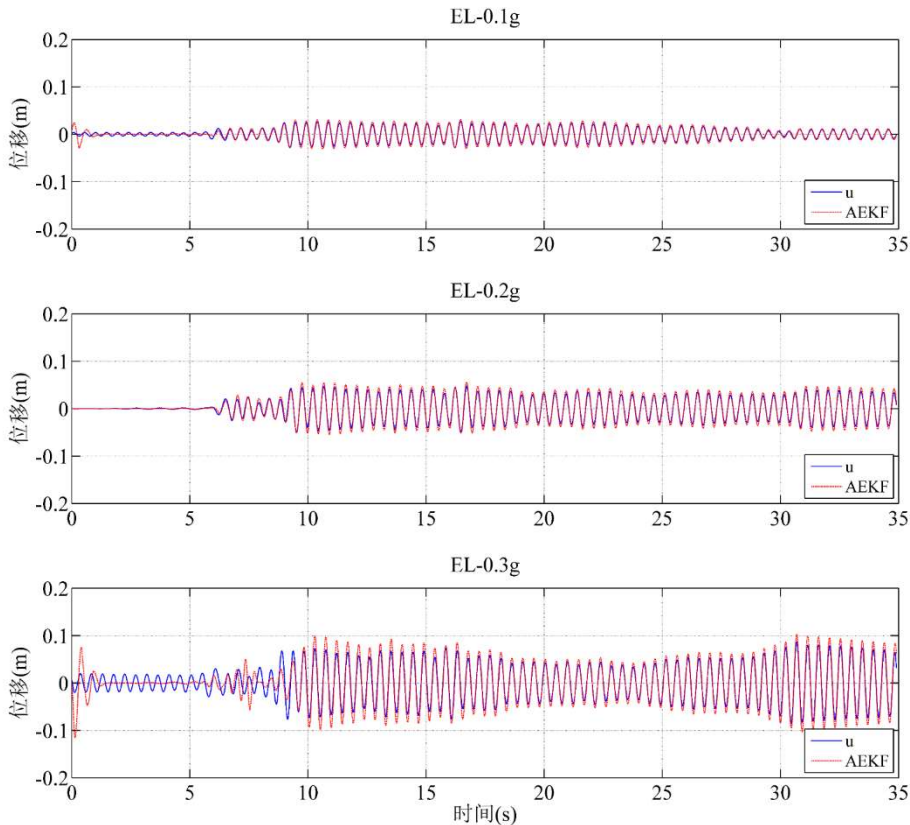
(c) 上海人工地震波 SH

图 2.35 结构参数识别值 (刚度&阻尼)

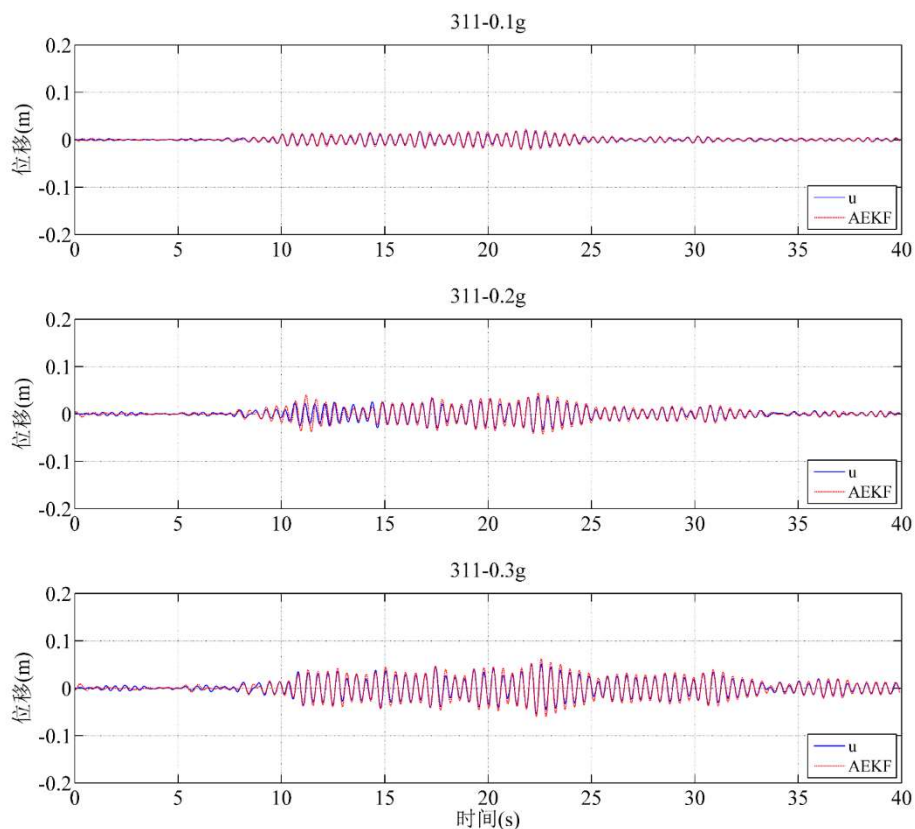
表 2.7 结构参数识别值

地震波		识别值		阻尼		阻尼比		刚度		自振频率	
		识别值 (N.m/s)		识别值 (%)		识别值 (N/m)		识别值 (Hz)			
		AEKF-u	AEKF-a	AEKF-u	AEKF-a	AEKF-u	AEKF-a	AEKF-u	AEKF-a		
El Centro 波	0.1g	41.574	1.5527	5.77	0.22	4877.3	4791.4	2.1551	2.1360		
	0.2g	3.6127	2.2452	0.51	0.31	4790.7	4836.3	2.1359	2.1460		
	0.3g	3.5530	2.7326	0.50	0.38	4841.0	4897.2	2.1471	2.1595		
311 地震波	0.1g	2.9757	1.1643	0.41	0.16	4883.1	4822.7	2.1453	2.1430		
	0.2g	1.8890	1.5321	0.26	0.21	4862.6	4811.4	2.1519	2.1405		
	0.3g	1.0024	1.8370	0.14	0.26	4847.8	4780.0	2.1486	2.1335		
上海人工波 SH	0.1g	1.4561	1.6613	0.20	0.23	4801.4	4802.3	2.1383	2.1385		
	0.2g	1.8140	1.8090	0.25	0.25	4794.8	4795.6	2.1368	2.1370		
	0.3g	1.6922	2.0279	0.24	0.28	4799.0	4798.5	2.1377	2.1376		

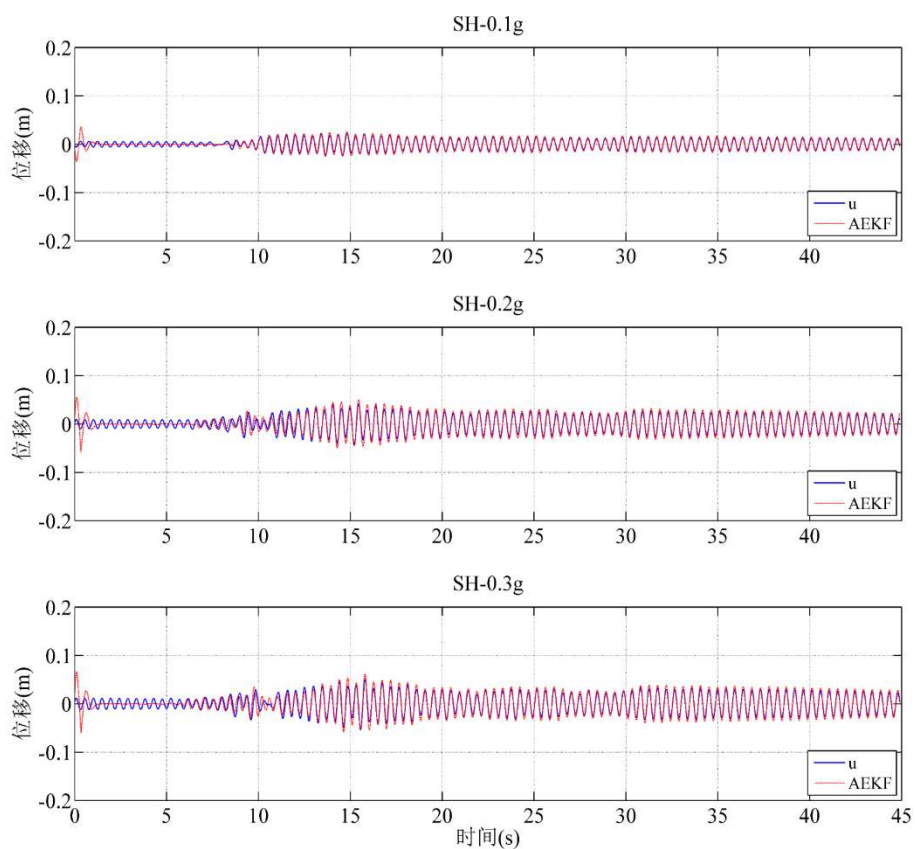
识别结果表明, EKF 无法精确识别结构参数, 而 AEKF 可以精确识别结构参数。相比于位移作为识别的观测量, 当加速度作为识别的观测量时, AEKF 可以更精确地识别结构参数, 识别收敛效果更好; 刚度的识别效果优于阻尼的识别效果; 上海地震波和 311 地震波的识别效果优于 EL 波的识别效果。



(a) El Centro 波

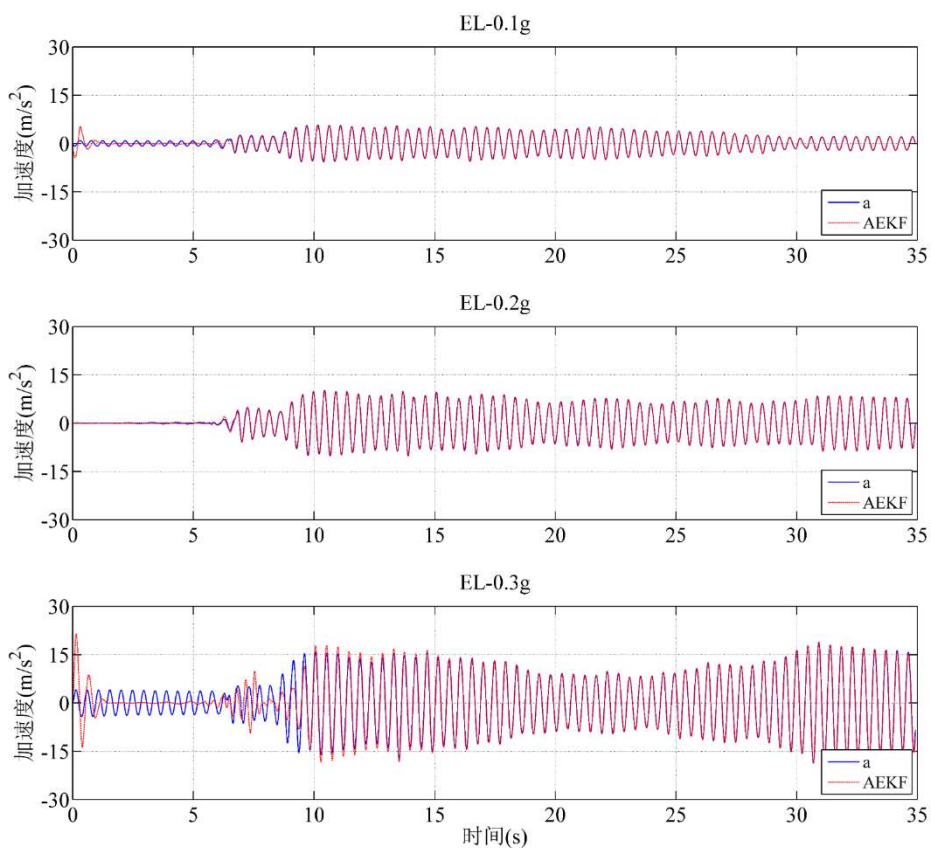


(b) 311 地震波

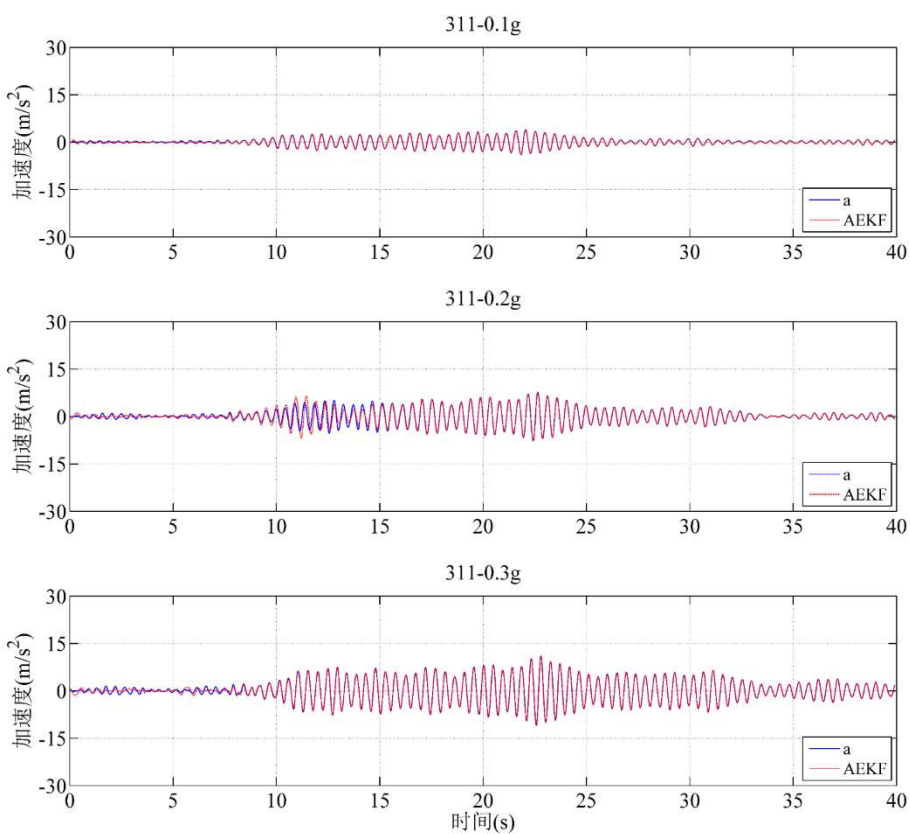


(c) 上海人工地震波 SH

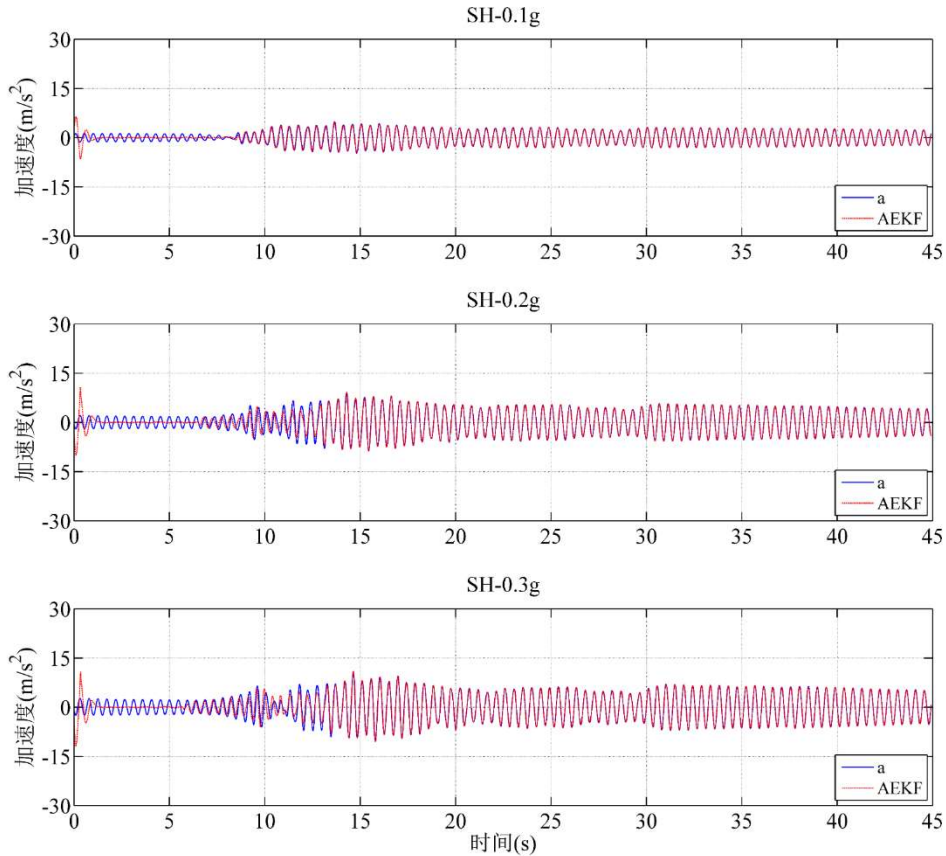
图 2.36 结构位移识别值



(a) El Centro 波



(b) 311 地震波



(c) 上海人工地震波 SH

图 2.37 结构加速度识别值

表 2.8 结构响应识别值

地震波 \ 识别值		位移识别相对均方根误差 (%)		加速度识别相对均方根误差 (%)	
		AEKF-u	AEKF-a	AEKF-u	AEKF-a
El Centro 波	0.1g	8.18	5.09	8.35	4.44
	0.2g	5.92	4.42	12.79	9.46
	0.3g	6.57	7.40	8.45	7.35
311 地震波	0.1g	11.30	7.98	9.15	5.47
	0.2g	7.61	8.67	9.85	5.00
	0.3g	7.39	6.69	8.14	4.06
上海人工波 SH	0.1g	4.41	3.98	6.45	3.80
	0.2g	4.74	5.26	6.15	5.50
	0.3g	4.70	4.64	5.70	3.62

识别结果表明，EKF 无法精确识别结构响应，而 AEKF 可以精确识别结构响应。相比于位移作为识别的观测量，当加速度作为识别的观测量时，AEKF 可以更精确地识别结构响应，且识别误差更低；上海地震波的识别效果优于 311 地震波和 EL 波的识别效果。

2.6 本章小结

本章先详细介绍自适应卡尔曼滤波的计算方法,并将自适应卡尔曼滤波应用于纯框架结构的结构参数和外部激励识别中。在结构质量已知的前提下,总结了外部激励已知或未知情形下,结构参数和外部激励分别识别或共同识别的问题。并通过数值算例和试验验证了不同情形下自适应卡尔曼滤波识别方法的有效性和特点,并总结如下:

(1) 基于自适应卡尔曼滤波的结构参数和外部激励识别方法具有收敛速度快,鲁棒性好等优点,能很好的识别结构参数和外部激励时程。

(2) 卡尔曼滤波识别方法在识别结构响应和结构参数上有较强的抗噪能力,在 2%和 5%强度的白噪声干扰情况下,能准确识别结构的响应和结构参数。但是对于自适应卡尔曼滤波方法,结构参数尤其是阻尼参数的识别受噪声影响较大,一直处于震荡状态,无法精确收敛;卡尔曼滤波识别方法在识别外部激励上的抗噪能力较差,当观测量施加超过 1%的随机白噪声时,无法精确识别结构的外部激励。

(3) 卡尔曼滤波识别方法可以基于部分观测量识别出整体楼层的结构响应和结构参数。本章基于一个五自由度结构数值算例,在已知其中三层或更多楼层的结构响应时,大部分情况下可以准确识别出各楼层的结构参数。但当只知道其中二层或更少楼层的结构响应时,则大多数情况下无法准确识别出各楼层的结构参数。

(4) 在结构参数未知的情况下,卡尔曼滤波识别方法可以同时识别出结构的参数和未知外部激励。但是该方法有一定局限性,其一抗噪能力较差,当观测量施加超过 1%的随机白噪声时,无法精确识别结构的外部激励;其二识别对结构参数初始值的设定有一定要求,当结构参数初始值误差较小时(本论文初始值误差取 20%),可以通过设定合理的协方差矩阵初始值,同时识别得到结构参数和未知外部激励。

第三章 消能减震结构的结构参数和附加阻尼力识别

3.1 引言

第三章介绍了纯框架结构动力系统的结构参数和外部激励识别,本章主要将卡尔曼滤波识别方法应用于消能减震结构中。对于消能减震结构动力系统,可以建立运动动力方程 $\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{f}_d = \mathbf{f}$, 其中阻尼器提供的附加阻尼力 \mathbf{f}_d , 在阻尼器物理参数模型已知的情况下,可表示为参数化模型;在阻尼器物理参数模型未知的情况下,可以表示为未知力,作为主体结构外部激励的一部分。因此,在结构质量已知的前提下,识别问题可以分成三大类: 1) 外部激励已知情况下,阻尼器物理参数模型已知情况下,对结构参数和阻尼器参数的识别; 2) 外部激励已知情况下,阻尼器物理参数模型未知情况下,对结构参数和阻尼器提供的附加阻尼力的识别; 3) 外部激励未知情况下,阻尼器物理参数模型已知情况下,对结构参数、阻尼器参数和外部激励的识别。本章通过数值算例验证研究了以上几种情形下结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别的有效性和特点。

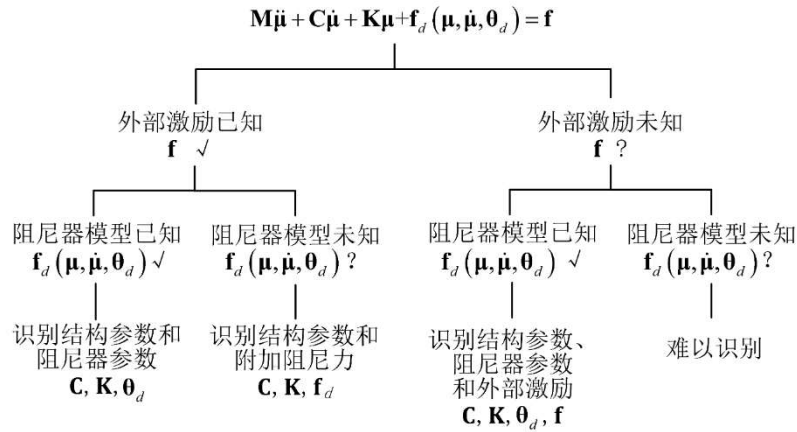


图 3.1 消能减震结构的识别

3.2 基于卡尔曼滤波的结构参数和附加阻尼力识别方法

3.2.1 外部激励已知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）

考虑 n 自由度结构动力系统的运动方程:

$$\mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{f}_d(\boldsymbol{\mu}, \dot{\boldsymbol{\mu}}, \boldsymbol{\theta}_d) = \mathbf{f} \quad (3.1)$$

式中, \mathbf{M} 为 $n \times n$ 阶质量矩阵, \mathbf{C} 为 $n \times n$ 阶阻尼矩阵, \mathbf{K} 为 $n \times n$ 阶刚度矩阵, \mathbf{f} 为 $n \times 1$ 阶外力向量, \mathbf{f}_d 为 $n \times 1$ 阶阻尼器提供的附加阻尼力向量, $\ddot{\boldsymbol{\mu}}$ 、 $\dot{\boldsymbol{\mu}}$ 和 $\boldsymbol{\mu}$ 分别为系统加速度、速度和位移响应向量, $\mathbf{f}_d(\boldsymbol{\mu}, \dot{\boldsymbol{\mu}}, \ddot{\boldsymbol{\mu}})$ 代表已知的阻尼器模型, 式中 $\boldsymbol{\theta}_d$ 为阻尼器的模型参数。

当外部激励已知情况下, 将系统用状态空间方程表示, 令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta} \quad \boldsymbol{\theta}_d]^\top$, 式中 $\boldsymbol{\theta}_d$ 为待识别的阻尼器的模型参数, $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。当结构刚度和阻尼未知时, $\boldsymbol{\theta} = (k_1, k_2, \dots, k_n, c_1, c_2, \dots, c_n)^\top$ 。此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_{d, \boldsymbol{\theta}_d} - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, t) \\ \mathbf{y} &= \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, t) \end{aligned} \quad (3.2)$$

式中 \mathbf{K}_0 和 \mathbf{C}_0 分别表示由待估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 中的元素组成的阻尼以及刚度矩阵, $\mathbf{f}_{d, \boldsymbol{\theta}_d}$ 表示由待估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}_d$ 中的元素组成的附加阻尼力向量。分别对状态方程和量测方程在当前线性化卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 点进行泰勒级数展开, 并将时间连续状态方程在时间间隔 Δt 上离散, 并加入系统噪声可得:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \mathbf{g}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{f}_{k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k) + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (3.3)$$

下一步运用第二章 2.2 节提出的方法识别状态向量, 未知结构参数 $\boldsymbol{\theta}$ 和未知阻尼器参数 $\boldsymbol{\theta}_d$ 。

3.2.2 外部激励已知情况下基于数据的识别 (阻尼器模型未知)

当外部激励已知, 阻尼器物理参数模型未知情况下, 将系统用状态空间方程表示, 令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta}]^\top$, 式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。当结构刚度和阻尼未知时, $\boldsymbol{\theta} = (k_1, k_2, \dots, k_n, c_1, c_2, \dots, c_n)^\top$ 。此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成:

$$\begin{aligned} \dot{\mathbf{x}} &= \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{f}_d, t) \\ \mathbf{y} &= \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{f}_d, t) \end{aligned} \quad (3.4)$$

式中 \mathbf{K}_0 和 \mathbf{C}_0 分别表示由待估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 中的元素组成的阻尼以及刚度矩阵, \mathbf{f}_d 表

示附加阻尼力向量。分别对状态方程和量测方程在当前线性化卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 点进行泰勒级数展开, 并将时间连续状态方程在时间间隔 Δt 上离散, 并加入系统噪声可得:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_k &= \mathbf{g}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{f}_{k-1}, \mathbf{f}_{d,k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \\ \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k, \mathbf{f}_{d,k}) + \mathbf{v}_k\end{aligned}\quad (3.5)$$

不同于外部激励已知的情况, 当结构参数和外部激励均未知时, 观测量需是测得的加速度响应:

$$\begin{aligned}\mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k, \mathbf{f}_{d,k}) + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}[\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}_0\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0\boldsymbol{\mu}] + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}[-\mathbf{C}_0\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0\boldsymbol{\mu}] + \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}\mathbf{f} - \mathbf{D}\mathbf{M}^{-1}\mathbf{f}_d + \mathbf{v}_k\end{aligned}\quad (3.6)$$

下一步运用第二章 2.3.2 节提出的方法识别状态向量, 未知结构参数 $\boldsymbol{\theta}$ 和附加阻尼力 \mathbf{f}_d , 不同之处在于第二章 2.3.2 节识别的是未知外部激励 \mathbf{f} , 而此处识别的是未知附加阻尼力 \mathbf{f}_d 。具体的卡尔曼滤波方程如下所示:

(1) 初始化: 给定状态向量、力向量和状态协方差矩阵的初值。

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}_0^+ &= E(\mathbf{x}_0) \\ \mathbf{P}_0^+ &= E[(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)(\mathbf{x}_0 - \hat{\mathbf{x}}_0^+)^T] \\ \hat{\mathbf{f}}_{d,0}^+ &= E(\mathbf{f}_{d,0})\end{aligned}\quad (3.7)$$

(2) 预测 (时间更新): 假设已得到 $k-1$ 时刻状态估计 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+$, 在没有 k 时刻的量测信息时, 利用系统状态方程对 k 时刻的状态向量和状态协方差矩阵进行预测, 得到 k 时刻的状态先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_k^-$ 为:

$$\begin{aligned}\dot{\hat{\mathbf{x}}}^- &= \mathbf{g}(\hat{\mathbf{x}}^+, \mathbf{f}, \hat{\mathbf{f}}_d) \\ \hat{\mathbf{x}}_k^- &= \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+ + \int_{(k-1)\Delta t}^{k\Delta t} \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{f}_d, t) dt\end{aligned}\quad (3.8)$$

同样可以采用 Runge-Kutta 法计算非线性时间更新微分方程。 k 时刻先验估计的协方差矩阵同第二章公式(2.9)。

(3) 更新 (测量更新): 利用 k 时刻的量测信息, 根据状态估计误差最小二乘准则, 更新 k 时刻的状态向量和协方差矩阵, 得到 k 时刻的状态后验估计。

$$\begin{aligned}\mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \\ \hat{\mathbf{x}}_k^+ &= \hat{\mathbf{x}}_k^- + \mathbf{K}_k [\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_{k-1}, \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}) - \mathbf{D}_k (\hat{\mathbf{f}}_{d,k} - \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1})] \\ \hat{\mathbf{f}}_{d,k} &= \mathbf{S}_k \mathbf{D}_k^T \mathbf{R}_k^{-1} (\mathbf{I} - \mathbf{H}_k \mathbf{K}_k) [\mathbf{y}_k - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_{k-1}, \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}) + \mathbf{D}_k \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}] \\ \mathbf{P}_k^+ &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^- (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k)^T + \mathbf{K}_k \mathbf{R}_k \mathbf{K}_k^T\end{aligned}\quad (3.9)$$

式中, \mathbf{K}_k 为滤波增益矩阵, $\hat{\mathbf{x}}_k^+$ 为更新状态估计量, $\hat{\mathbf{f}}_{d,k}$ 为更新未知附加阻尼力, \mathbf{P}_k^+ 为更新状态协方差矩阵, \mathbf{S}_k 为更新未知外部激励协方差矩阵, 计算公式同第三章公式(2.30)。

$$\mathbf{G}_{k-1} = \left[\frac{\partial \mathbf{g}}{\partial \mathbf{f}_d} \right]_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_{d,k} = \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{f}_{d,1}} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_1}{\partial \mathbf{f}_{d,r}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{f}_{d,1}} & \dots & \frac{\partial \mathbf{g}_{2n}}{\partial \mathbf{f}_{d,r}} \\ \mathbf{0}_{m \times r} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_{k-1} = \hat{\mathbf{x}}_{k-1}^+, \mathbf{f}_{d,k} = \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}} \quad (3.10)$$

$$\mathbf{D}_k = \left[\frac{\partial \mathbf{h}}{\partial \mathbf{f}_d} \right]_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{f}_{d,k} = \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{f}_{d,1}} & \dots & \frac{\partial h_1}{\partial \mathbf{f}_{d,r}} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial h_l}{\partial \mathbf{f}_{d,1}} & \dots & \frac{\partial h_l}{\partial \mathbf{f}_{d,r}} \end{bmatrix}_{\mathbf{x}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^-, \mathbf{f}_{d,k} = \hat{\mathbf{f}}_{d,k-1}} \quad (3.11)$$

式中, n 是结构自由度个数, m 是待识别的参数个数, l 是观测量的个数 (对应于结构自由度), r 是未知附加阻尼力的个数 (对应于结构自由度)。

3.2.3 外部激励未知情况下基于物理模型的识别 (阻尼器模型已知)

当外部激励未知, 阻尼器物理参数模型已知情况下, 将系统用状态空间方程表示, 系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta} \quad \boldsymbol{\theta}_d]^T$, 式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数, $\boldsymbol{\theta}_d$ 为待识别的阻尼器的模型参数。当结构刚度和阻尼未知时, $\boldsymbol{\theta} = (k_1, k_2, \dots, k_n, c_1, c_2, \dots, c_n)^T$ 。此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}} \\ \dot{\boldsymbol{\theta}}_d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_{d,\boldsymbol{\theta}_d} - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \mathbf{g}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{f}_d, t) \quad (3.12)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{h}(\mathbf{x}, \mathbf{f}, \mathbf{f}_d, t)$$

式中 \mathbf{K}_0 和 \mathbf{C}_0 分别表示由待估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}$ 中的元素组成的阻尼以及刚度矩阵, $\mathbf{f}_{d,\boldsymbol{\theta}_d}$ 表示由待估计矩阵 $\boldsymbol{\theta}_d$ 中的元素组成的附加阻尼力向量。分别对状态方程和量测方程在当前线性化卡尔曼滤波估计值 $\hat{\mathbf{x}}$ 点进行泰勒级数展开, 并将时间连续状态方程在时间间隔 Δt 上离散, 并加入系统噪声可得:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{g}_{k-1}(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{f}_{k-1}, \mathbf{f}_{d,k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (3.13)$$

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k, \mathbf{f}_{d,k}) + \mathbf{v}_k$$

不同于外部激励已知的情况，当结构参数、阻尼器参数和外部激励均未知时，观测向量需是测得的加速度响应：

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k &= \mathbf{h}_k(\mathbf{x}_k, \mathbf{f}_k, \mathbf{f}_{d,k}) + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{DM}^{-1}[\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}] + \mathbf{v}_k \\ &= \mathbf{DM}^{-1}[-\mathbf{C}_0 \dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_0 \boldsymbol{\mu}] + \mathbf{DM}^{-1} \mathbf{f} - \mathbf{DM}^{-1} \mathbf{f}_d + \mathbf{v}_k \end{aligned} \quad (3.14)$$

下一步运用第二章 2.3.2 节提出的方法识别状态向量，未知结构参数 $\boldsymbol{\theta}$ ，未知阻尼器参数 $\boldsymbol{\theta}_d$ 和未知外部激励 \mathbf{f} ，不同之处在于第二章 2.3.2 节识别的是未知参数只有主体结构未知结构参数 $\boldsymbol{\theta}$ ，而此处识别的未知参数还包括未知的阻尼器参数 $\boldsymbol{\theta}_d$ 。

3.3 数值模拟

3.3.1 数值计算的理论模型

本文采用一个加装阻尼器的多自由度结构模型验证本文提出的结构参数和附加阻尼力识别方法的有效性。该结构的理论模型如下图所示：

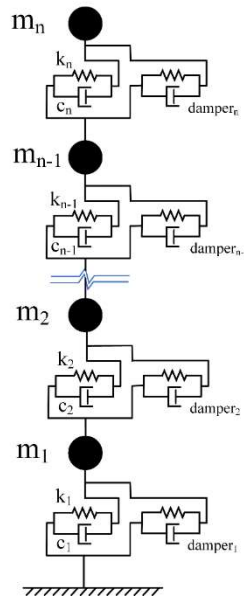


图 3.2 多自由度消能减震结构模型示意图

多自由结构的运动方程可以写成如下形式：

$$\mathbf{M} \ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C} \dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K} \boldsymbol{\mu} + \mathbf{K}_d \mathbf{z} = \mathbf{f} \quad (3.15)$$

式中， \mathbf{M} 为 $n \times n$ 阶质量矩阵， \mathbf{C} 为 $n \times n$ 阶阻尼矩阵， \mathbf{K} 为 $n \times n$ 阶刚度矩阵， \mathbf{f} 为 $n \times 1$ 阶外部激励向量， $\ddot{\mathbf{u}}$ 和 $\dot{\mathbf{u}}$ 分别为 $n \times 1$ 阶的结构加速度和速度向量， \mathbf{K}_d 为 $n \times n$ 阶阻尼器名义刚度矩阵， \mathbf{z} 是 $n \times 1$ 阶的迟滞位移向量，有：

$$\begin{aligned}\dot{\mathbf{z}} &= \dot{\mathbf{u}} - \beta |\dot{\mathbf{u}}| |\mathbf{z}|^{\alpha-1} \mathbf{z} - \gamma \dot{\mathbf{u}} |\mathbf{z}|^\alpha \\ &= \dot{\mathbf{u}} \left\{ \mathbf{I} - [\beta \text{sign}(\dot{\mathbf{u}} \mathbf{z}) + \gamma] |\mathbf{z}|^\alpha \right\}\end{aligned}\quad (3.16)$$

式中， α , β 和 γ 是 Bouc-Wen 模型中的非线性参数，代表阻尼器的模型参数，按照理论公式，可以认为阻尼器提供的附加阻尼力为：

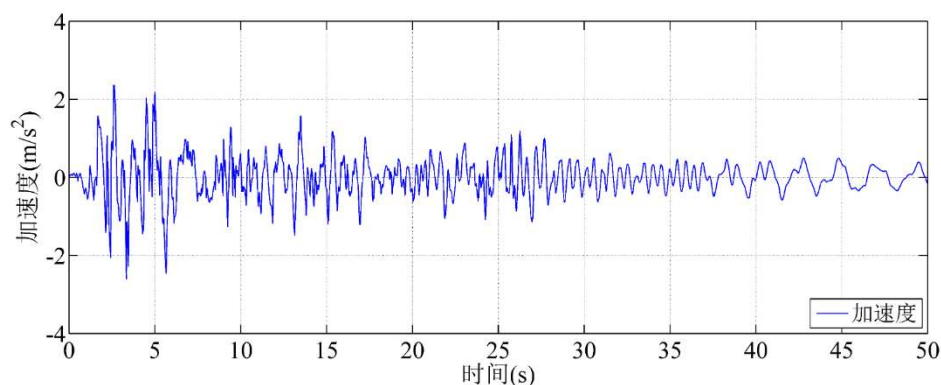
$$\mathbf{f}_d = \mathbf{K}_d \mathbf{z} \quad (3.17)$$

算例采用五自由度结构，使用的参数如下： $m_{1-5}=300\text{kg}$ ， $k_{1-5}=15000\text{N/m}$ ， $c_{1-5}=50\text{N}\cdot\text{s/m}$ ， $k_{d,1-5}=5000\text{N/m}$ ， $\alpha_{1-5}=2$ ， $\beta_{1-5}=1000$ 和 $\gamma_{1-5}=1000$ 。形成结构矩阵：

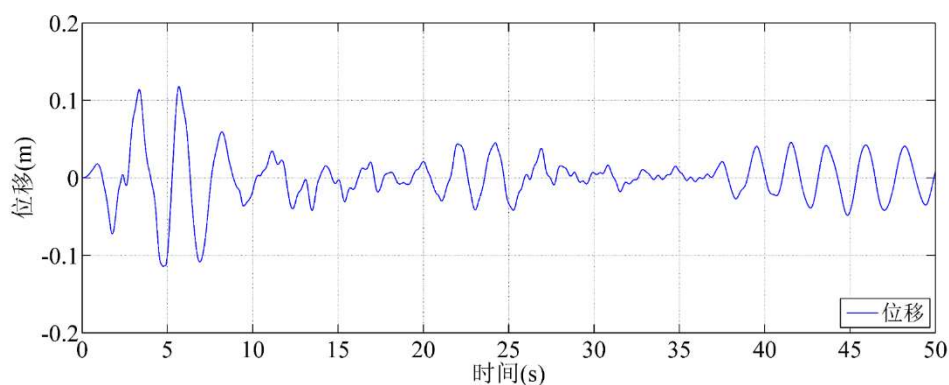
$$\begin{aligned}\mathbf{M} &= \begin{bmatrix} m_1 & & & & \\ & m_2 & & & \\ & & m_3 & & \\ & & & m_4 & \\ & & & & m_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 300 & & & & \\ & 300 & & & \\ & & 300 & & \\ & & & 300 & \\ & & & & 300 \end{bmatrix} \text{kg} \\ \mathbf{K} &= \begin{bmatrix} k_1+k_2 & -k_2 & 0 & 0 & 0 \\ -k_2 & k_2+k_3 & -k_3 & 0 & 0 \\ 0 & -k_3 & k_3+k_4 & -k_4 & 0 \\ 0 & 0 & -k_4 & k_4+k_5 & -k_5 \\ 0 & 0 & 0 & -k_5 & k_5 \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} 30000 & -15000 & 0 & 0 & 0 \\ -15000 & 30000 & -15000 & 0 & 0 \\ 0 & -15000 & 30000 & -15000 & 0 \\ 0 & 0 & -15000 & 30000 & -15000 \\ 0 & 0 & 0 & -15000 & 15000 \end{bmatrix} \text{N/m} \\ \mathbf{C} &= \begin{bmatrix} c_1+c_2 & -c_2 & 0 & 0 & 0 \\ -c_2 & c_2+c_3 & -c_3 & 0 & 0 \\ 0 & -c_3 & c_3+c_4 & -c_4 & 0 \\ 0 & 0 & -c_4 & c_4+c_5 & -c_5 \\ 0 & 0 & 0 & -c_5 & c_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 & -50 & 0 & 0 & 0 \\ -50 & 100 & -50 & 0 & 0 \\ 0 & -50 & 100 & -50 & 0 \\ 0 & 0 & -50 & 100 & -50 \\ 0 & 0 & 0 & -50 & 100 \end{bmatrix} \text{N}\cdot\text{s/m}\end{aligned}$$

$$\mathbf{K}_d = \begin{bmatrix} k_{d,1} & & & & \\ & k_{d,2} & & & \\ & & k_{d,3} & & \\ & & & k_{d,4} & \\ & & & & k_{d,5} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5000 & & & & \\ & 5000 & & & \\ & & 5000 & & \\ & & & 5000 & \\ & & & & 5000 \end{bmatrix} \text{ N/m}$$

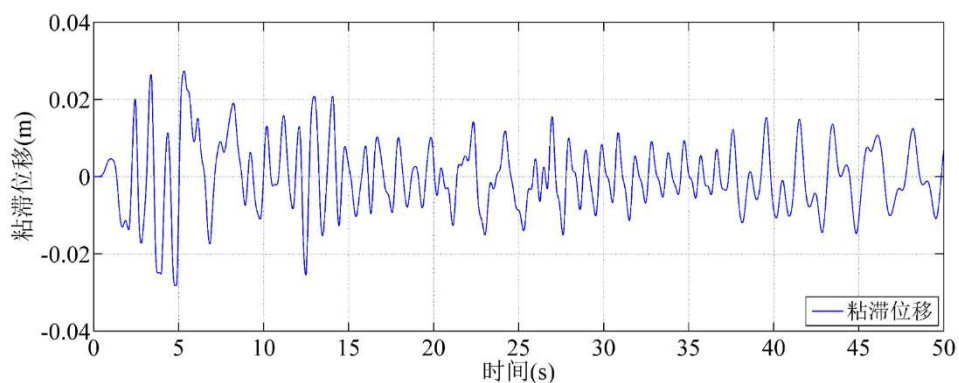
结构外部激励采用 EL-Centro 地震波的 N-S 分量，选取 50s 进行加载，时间间隔为 0.02s，调整结构外部激励的加速度峰值为 $0.2g=1.96\text{m/s}^2$ 。利用 Runge-Kutta 法计算结构在 EL-Centro 地震波激励下的动力响应。其中加速度响应作为卡尔曼滤波识别的观测量，结构响应结果如下图所示（以第四层为例）。



(a) 加速度响应



(b) 位移响应



(c) 粘滞位移响应

图 3.3 结构四层响应值（消能减震结构）

3.3.2 外部激励已知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）

如果阻尼器模型已知，但具体的模型参数未知，那阻尼器提供的附加阻尼力的识别问题可以转化为阻尼器参数的识别问题。将系统用状态空间方程表示，令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \mathbf{z} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$ ，式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。阻尼器采用 Bouc-Wen 模型，需要识别的物理参数为结构的刚度、阻尼和阻尼器的 Bouc-Wen 模型参数： $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{c}, \mathbf{k}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma})^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\mathbf{z}} \\ \mathbf{c} \\ \mathbf{k} \\ \boldsymbol{\beta} \\ \boldsymbol{\gamma} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\mathbf{z}} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} - \mathbf{K}_d\mathbf{z}) \\ \dot{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\beta}|\dot{\mathbf{x}}|\mathbf{z}^{\alpha-1} - \boldsymbol{\gamma}\dot{\mathbf{x}}|\mathbf{z}|^\alpha \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

如果观测量为加速度或位移时：

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} - \mathbf{K}_d\mathbf{z}) \\ \mathbf{y} &= \boldsymbol{\mu} \end{aligned} \quad (3.19)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{35 \times 35} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 1} & 1 \times 10^1 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1 \times 10^4 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \end{bmatrix} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & & & \\ & 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & & \\ & & 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & \\ & & & 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & \\ & & & & 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & \\ & & & & & 1 \times 10^6 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & \\ & & & & & & 1 \times 10^6 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix} ;$$

观测量取结构的加速度响应，识别方法分别采用扩展卡尔曼滤波(EKF)和自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)。为检验识别方法的抗噪能力，对观测量施加 5% 的白噪声。识别结果如下图所示（以第四层为例）：

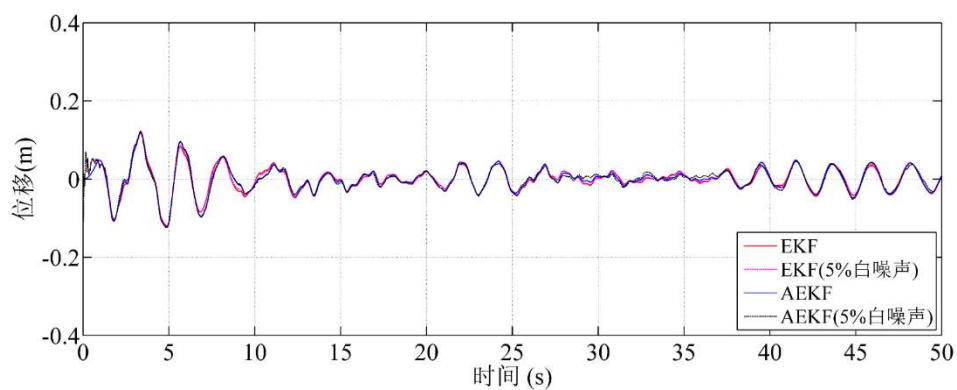


图 3.4 结构四层位移识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

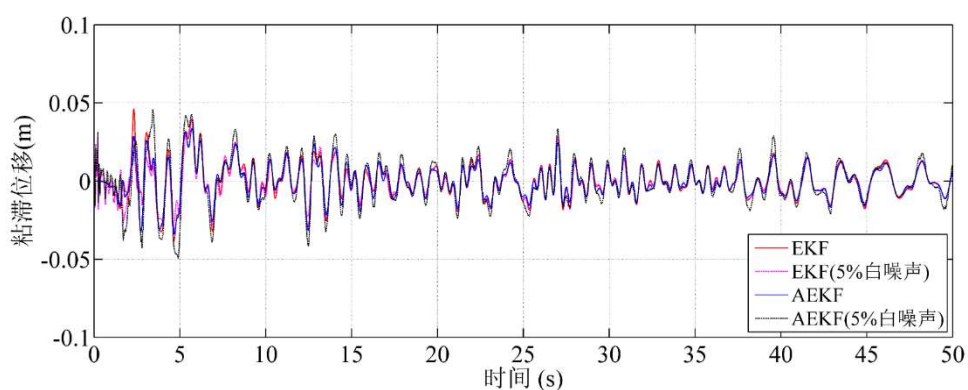


图 3.5 结构四层粘滞位移识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

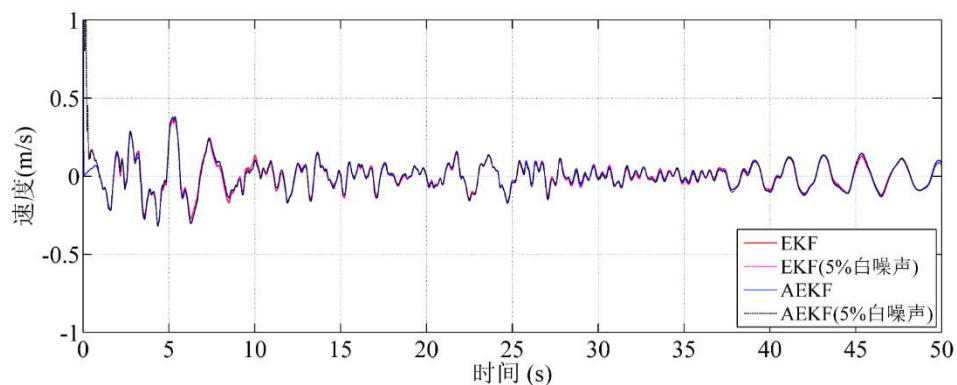


图 3.6 结构四层速度识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

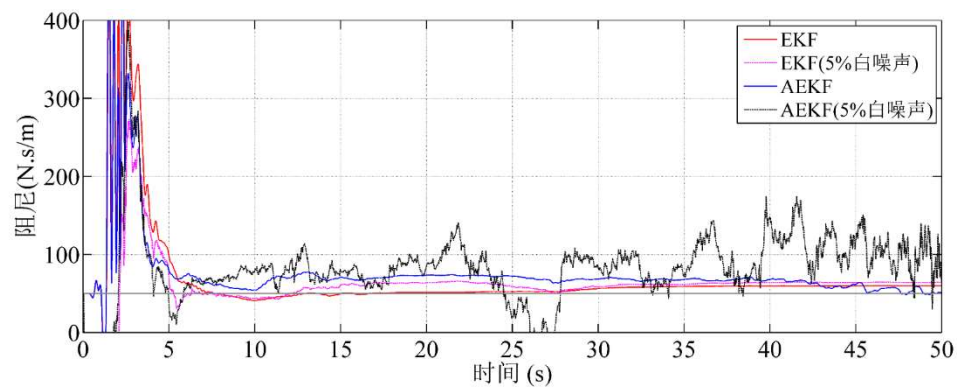


图 3.7 结构四层阻尼识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

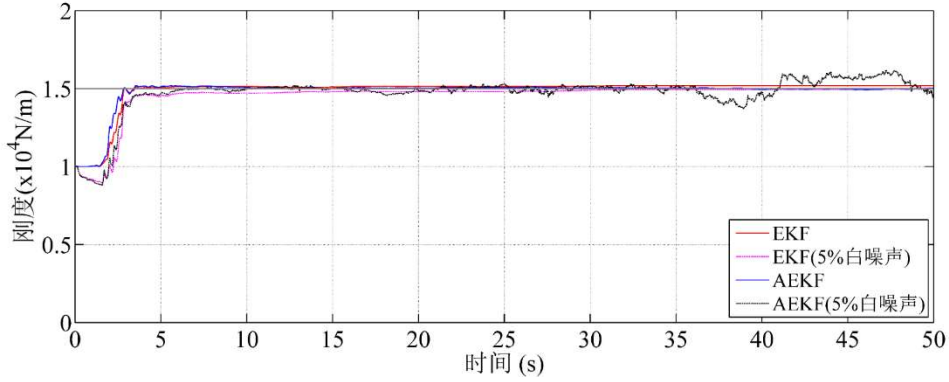


图 3.8 结构四层刚度识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

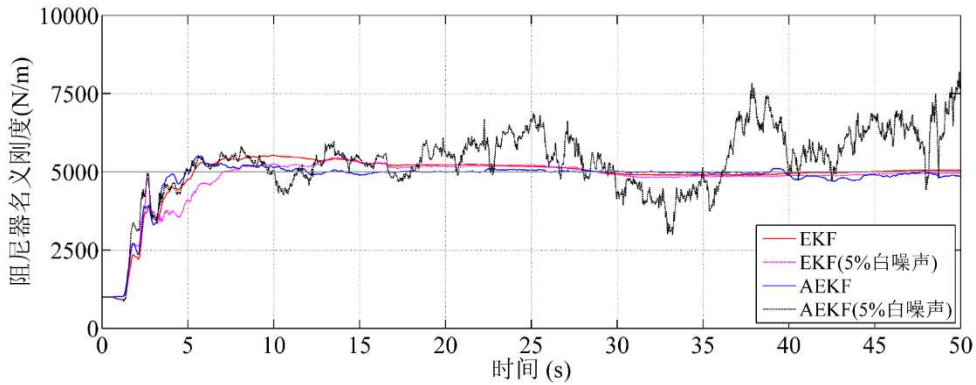


图 3.9 结构四层阻尼器名义刚度识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

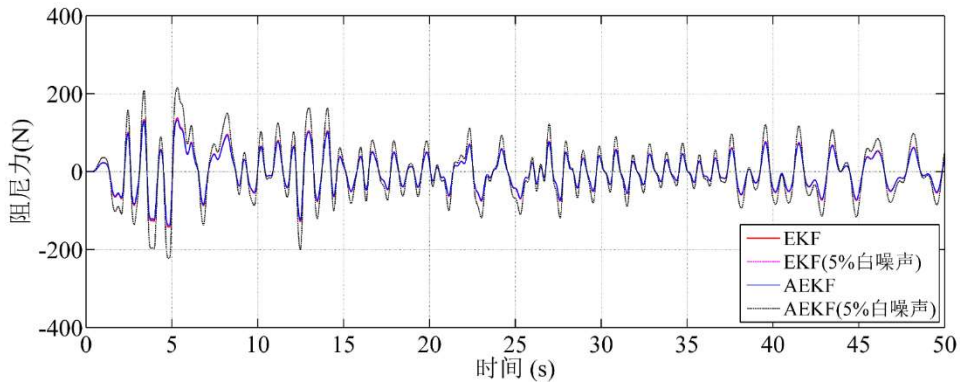


图 3.10 结构四层阻尼力识别值 (EKFvsAEKF; 无噪声 vs 有噪声)

表 3.1 结构参数、响应和附加阻尼力识别值 (结构四层)

识别方法	EKF		AEKF	
	无噪声	5%噪声	无噪声	5%噪声
阻尼识别值				
相对误差 (%)	5.87	7.88	0.98	12.11
刚度识别值				
相对误差 (%)	0.07	0.12	0.04	0.70
阻尼器名义刚度识别值				
相对误差 (%)	0.26	0.35	0.75	10.65
位移识别值				
相对均方根误差 (%)	1.98	2.01	1.44	2.75

粘滞位移识别值 相对均方根误差 (%)	2.65	5.55	1.45	7.65
附加阻尼力识别值 相对均方根误差 (%)	1.45	2.98	0.78	8.79

结果表明 EKF 和 AEKF 都可以精确识别结构的响应；AEKF 与 EKF 相比，AEKF 可以更精确地识别结构参数，识别收敛效果更好；EKF 有较强的抗噪能力，在 2%和 5%强度的白噪声干扰情况下，仍然能准确识别结构参数，但是 AEKF 对结构参数的识别受噪声影响较大，一直处于震荡状态，无法精确收敛。

3.3.3 外部激励已知情况下基于数据的识别（阻尼器模型未知）

如果阻尼器模型未知，将阻尼器提供的附加阻尼力视为外部未知输入力，阻尼器提供的附加阻尼力的识别问题为外部未知输入力的识别问题。

$$\begin{aligned} \mathbf{M}\ddot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} + \mathbf{K}\boldsymbol{\mu} + \mathbf{f}_d &= \mathbf{f} \\ \mathbf{f}_d &= \mathbf{K}_d \mathbf{z} \end{aligned} \quad (3.20)$$

将系统用状态空间方程表示，令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$ ，式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。

（一）结构刚度和阻尼已知情况下

当结构刚度和阻尼已知情况下，系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

如果观测量为加速度时：

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \quad (3.22)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵： $\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5}$ ；

过程噪声协方差矩阵： $\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{10 \times 10}$ ；

初始未知力向量： $\mathbf{f}_d = \mathbf{0}_{5 \times 1}$ ；

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \end{bmatrix}；$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & \\ & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix}；$$

观测量取结构的加速度响应，识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)。识别结果如下图所示（以结构四层为例）。

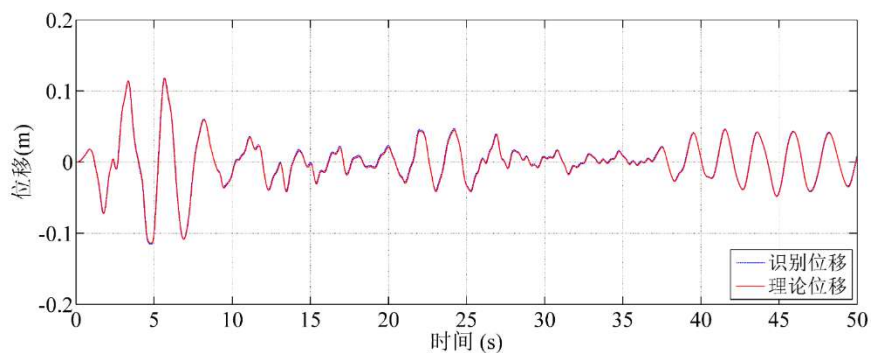


图 3.11 结构四层位移识别值 (AEKF)

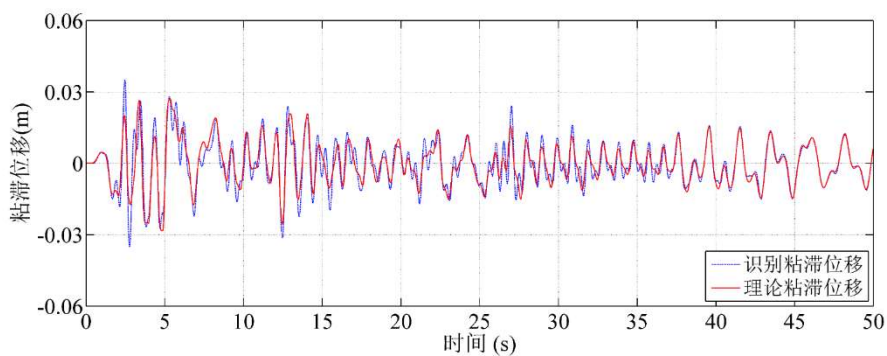


图 3.12 结构四层粘滞位移识别值 (AEKF)

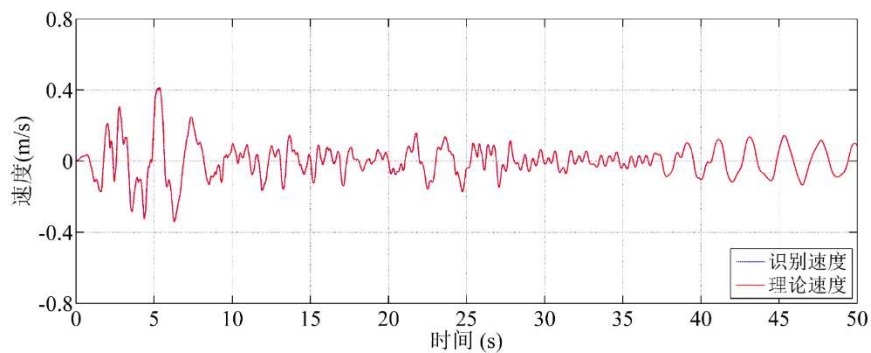


图 3.13 结构四层速度识别值 (AEKF)

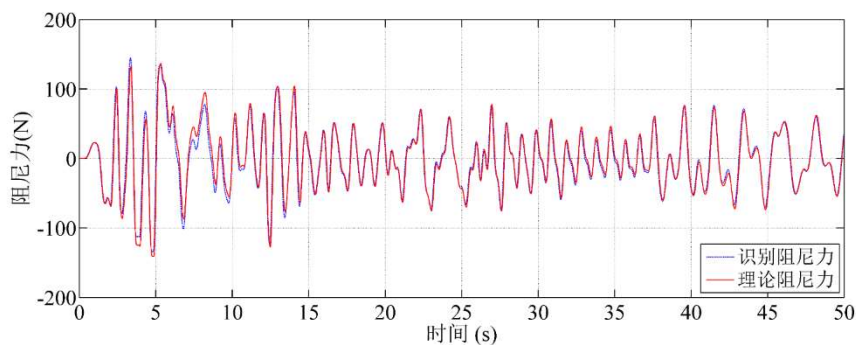


图 3.14 结构四层阻尼力识别值 (AEKF)

表 3.2 结构响应和附加阻尼力识别值

识别值	一层	二层	三层	四层	五层
位移识别值 相对均方根误差 (%)	1.54	1.36	0.59	1.01	1.45
粘滞位移识别值相 对均方根误差 (%)	2.34	3.33	4.08	2.45	1.40
速度识别值 相对均方根误差 (%)	1.46	0.22	0.96	1.43	1.53
附加阻尼力识别值 相对均方根误差 (%)	3.17	2.84	3.02	1.28	3.71

结果表明在已知结构参数的情况下, 自适应扩展卡尔曼滤波可以精确识别出结构的附加阻尼力时程, 但该方法的抗噪能力较差, 当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时, 无法精确识别结构的附加阻尼力时程。

(二) 结构刚度和阻尼未知情况下

当结构的刚度和阻尼参数未知需要识别时, $\theta = (\mathbf{c}, \mathbf{k})^T$ 。系统的时间连续状态方程可写成:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{c} \\ \mathbf{k} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \ddot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

如果观测量为加速度时:

$$\mathbf{y} = \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \quad (3.24)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下:

量测噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5};$$

过程噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{20 \times 20};$$

初始状态向量:

$$\mathbf{f}_d = \mathbf{0}_{5 \times 1};$$

初始未知力向量:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ \mathbf{0}_{5 \times 1} \\ 4 \times 10^1 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \\ 1.3 \times 10^4 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \end{bmatrix};$$

初始状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^6 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \times 10^{13} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix};$$

观测量取结构的加速度响应, 识别方法采用未知输入-自适应扩展卡尔曼滤波 (AEKF-UI)。识别结果如下图所示 (以结构四层为例)。

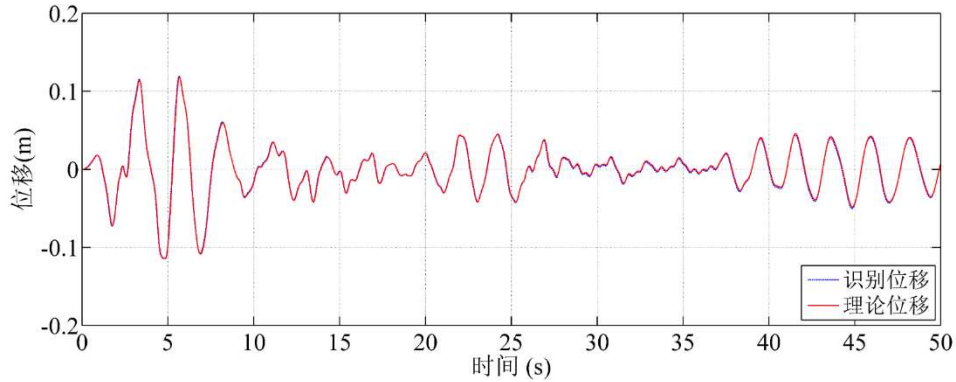


图 3.15 结构四层位移识别值 (AEKF-UI)

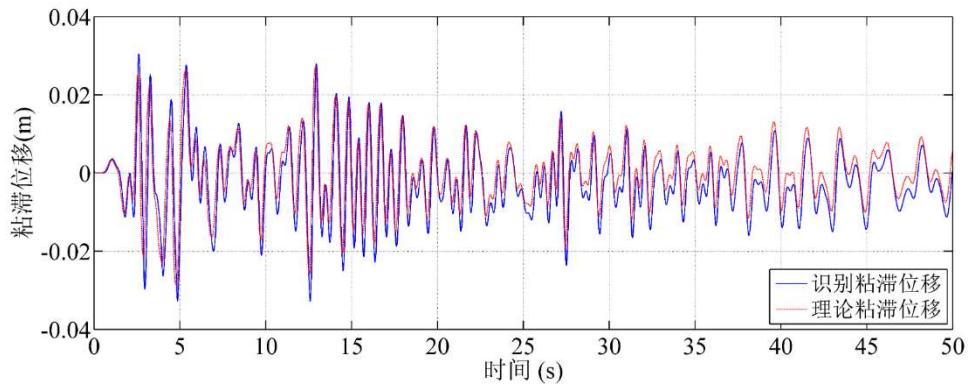


图 3.16 结构四层粘滞位移识别值 (AEKF-UI)

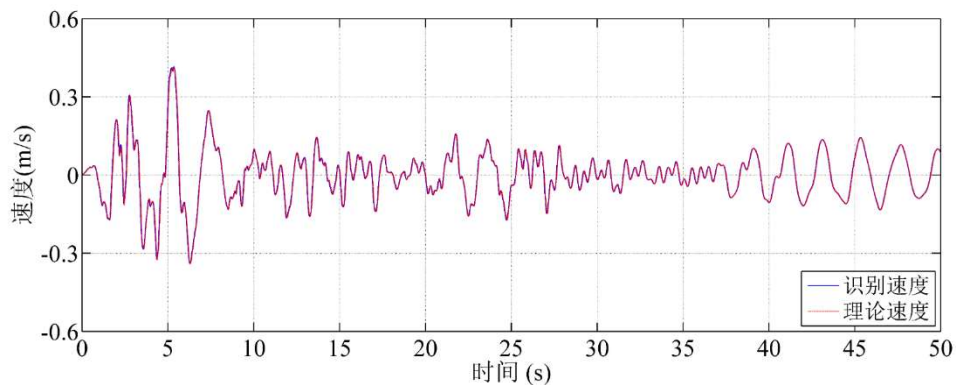


图 3.17 结构四层速度识别值 (AEKF-UI)

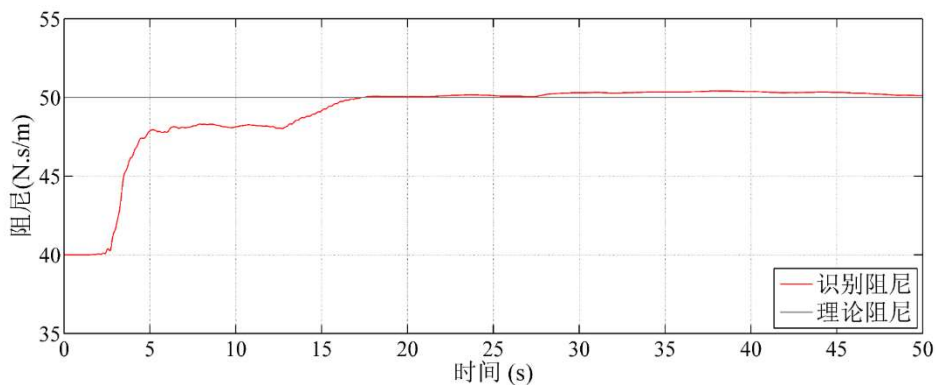


图 3.18 结构四层阻尼识别值 (AEKF-UI)

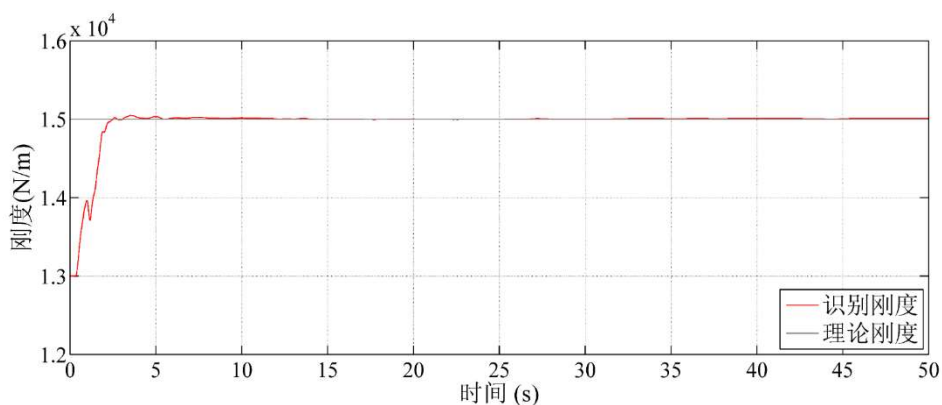


图 3.19 结构四层刚度识别值 (AEKF-UI)

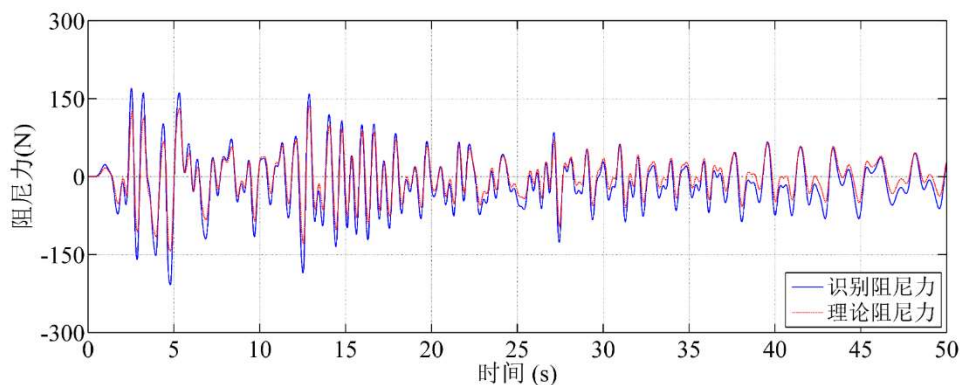


图 3.20 结构四层附加阻尼力识别值 (AEKF-UI)

表 3.3 结构参数、响应和附加阻尼力识别值 (结构四层)

识别值	一层	二层	三层	四层	五层
刚度识别值	0.07	0.11	0.14	0.04	0.03
相对误差 (%)	0.97	0.67	1.11	0.34	0.25
阻尼识别值	0.54	1.16	0.33	2.01	1.95
相对均方根误差 (%)	1.39	3.32	7.18	4.55	5.41
粘滞识别值相					
对均方根误差 (%)					

速度识别值 相对均方根误差 (%)	1.16	2.28	0.66	1.08	1.93
附加阻尼力识别值 相对均方根误差 (%)	5.37	6.14	3.82	5.11	4.17

结果表明在结构参数未知的情况下，自适应扩展卡尔曼滤波可以同时识别出结构的参数和附加阻尼力。但是该方法有一定局限性，其一抗噪能力较差，当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时，无法精确识别结构的附加阻尼力；其二识别对结构参数初始值的设定有一定要求，当结构参数初始值误差较小时（本论文初始值误差取 20%），可以通过设定合理的协方差矩阵初始值，同时识别得到结构参数和附加阻尼力。

3.3.4 外部激励未知情况下基于物理模型的识别（阻尼器模型已知）

如果外部输入未知，如果需要识别阻尼器提供的附加阻尼力，则要求阻尼器模型是已知的。在阻尼器模型已知的前提下（具体的模型参数未知），阻尼器提供的附加阻尼力的识别问题可以转化为阻尼器参数的识别问题，并同时识别外部未知输入力。

将系统用状态空间方程表示，令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \mathbf{z} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$ ，式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。阻尼器采用 Bouc-Wen 模型，需要识别的物理参数为结构的刚度、阻尼和阻尼器的 Bouc-Wen 模型参数： $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{c}, \mathbf{k}, \boldsymbol{\beta}, \boldsymbol{\gamma})^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程同公式(3.18)和(3.19)，不同指出在于此处的外部激励 \mathbf{f} 未知。卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{5 \times 5} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{35 \times 35} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 1} & \mathbf{0}_{5 \times 1} & 4 \times 10^1 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1.3 \times 10^4 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 1} \end{bmatrix} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & & & \\ & 1 \times 10^3 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & & \\ & & 1 \times 10^6 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & & \\ & & & 1 \times 10^6 \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & & \\ & & & & 1 \times 10^{11} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & & \\ & & & & & 1 \times 10^{11} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} & \\ & & & & & & 1 \times 10^{11} \cdot \mathbf{I}_{5 \times 5} \end{bmatrix}$$

观测量取结构的加速度响应，识别方法采用未知输入-自适应扩展卡尔曼滤波

(AEKF-UI)。识别结果如下图所示（以结构四层为例）。

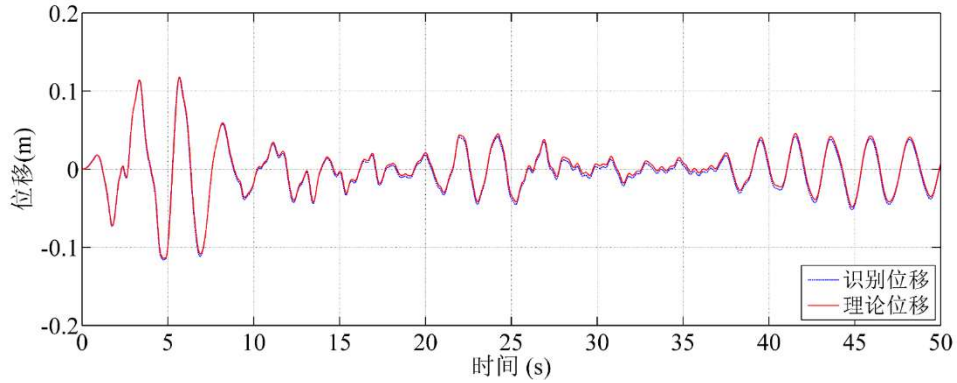


图 3.21 结构四层位移识别值 (AEKF-UI)

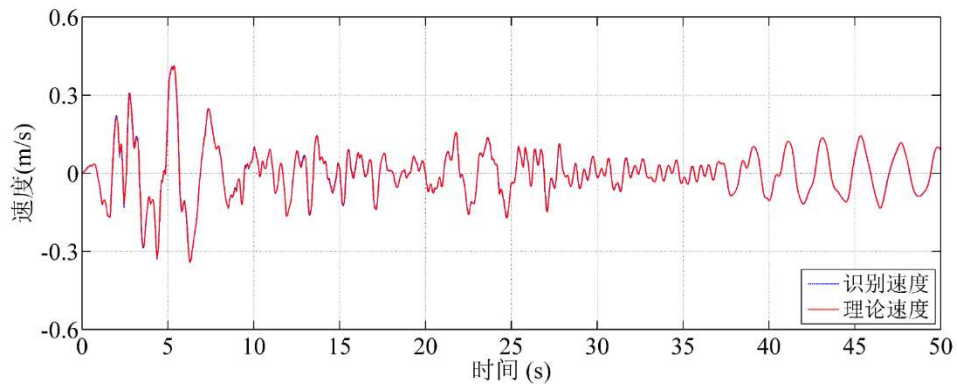


图 3.22 结构四层速度识别值 (AEKF-UI)

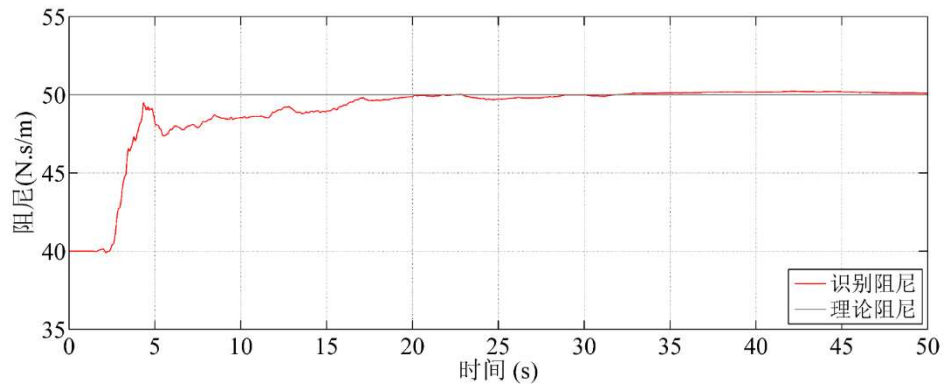


图 3.23 结构四层阻尼识别值 (AEKF-UI)

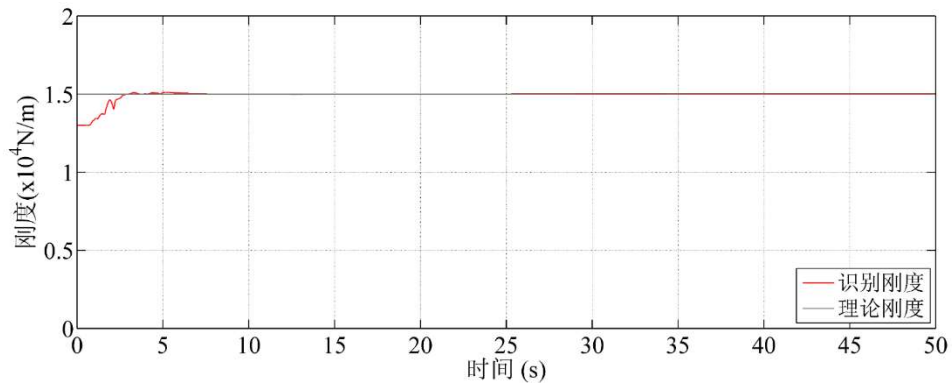


图 3.24 结构四层刚度识别值 (AEKF-UI)

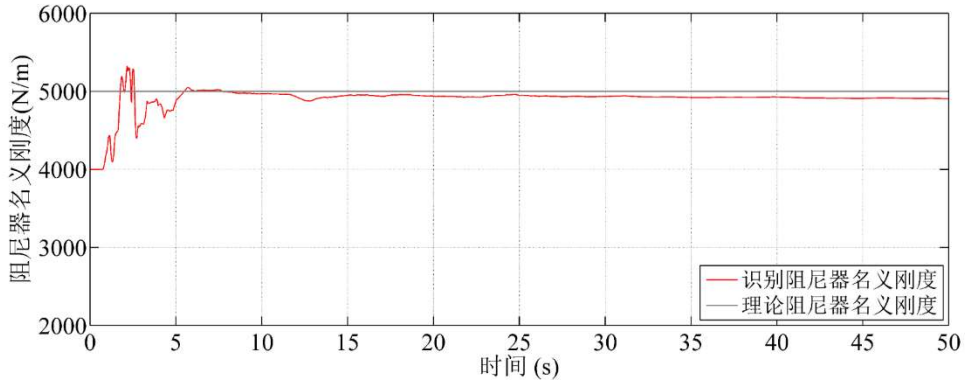


图 3.25 结构四层阻尼器名义刚度识别值 (AEKF-UI)

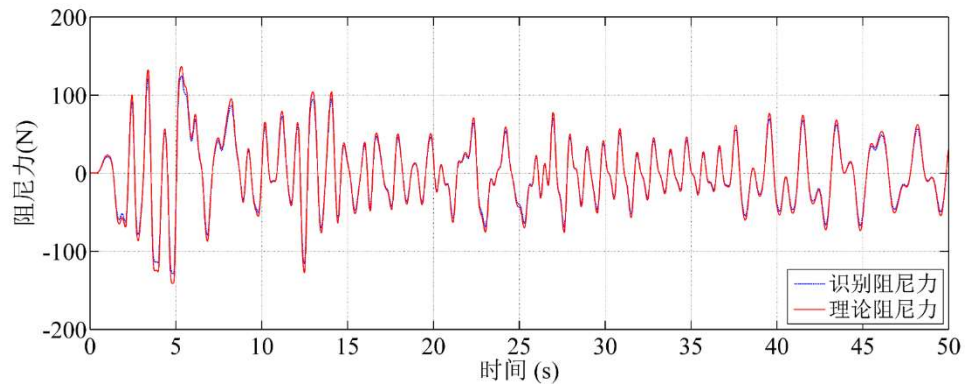


图 3.26 结构四层附加阻尼力识别值 (AEKF-UI)

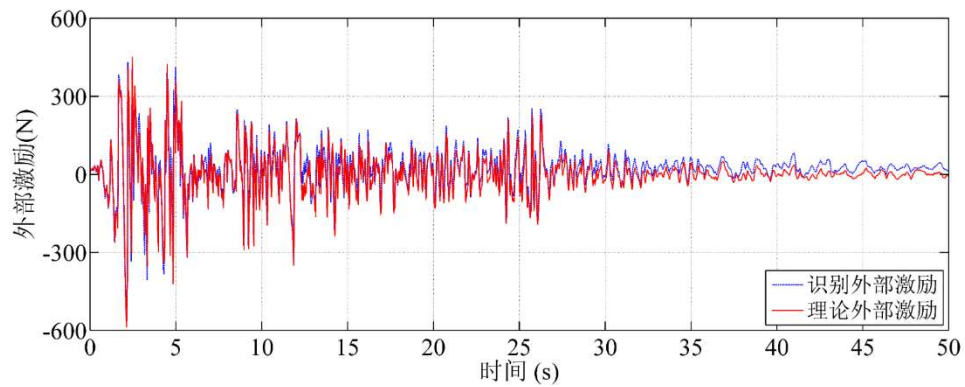


图 3.27 结构四层外部激励识别值 (AEKF-UI)

表 3.4 结构参数、响应和附加阻尼力识别值

识别值	一层	二层	三层	四层	五层
刚度识别值	0.05	0.03	0.11	0.07	0.01
相对误差 (%)	0.99	1.07	1.11	0.54	0.52
阻尼器名义刚度识别值	6.12	4.77	2.98	4.78	3.33
相对误差 (%)	1.41	1.11	1.90	0.91	1.21
位移识别值					
相对均方根误差 (%)					

速度识别值 相对均方根误差 (%)	1.13	3.82	2.61	1.53	3.31
附加阻尼力识别值 相对均方根误差 (%)	1.32	2.04	1.83	3.14	3.11
外部激励识别值 相对均方根误差 (%)	6.71	5.44	8.82	5.03	3.79

结果表明在阻尼器模型已知(但阻尼器参数未知),结构参数未知的情况下,自适应扩展卡尔曼滤波可以同时识别出结构参数、阻尼器参数和未知外部激励。但是该方法有一定局限性,其一抗噪能力较差,当观测量施加超过 1%的随机白噪声时,无法精确识别结构的外部激励;其二识别对结构参数初始值的设定有一定要求,当结构参数初始值误差较小时(本论文初始值误差取 20%),可以通过设定合理的协方差矩阵初始值,同时识别得到结构参数、阻尼器参数和未知外部激励。

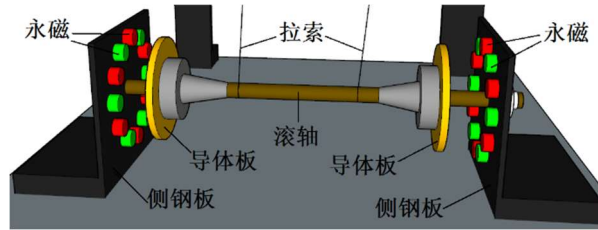
3.4 试验验证

3.4.1 试验装置

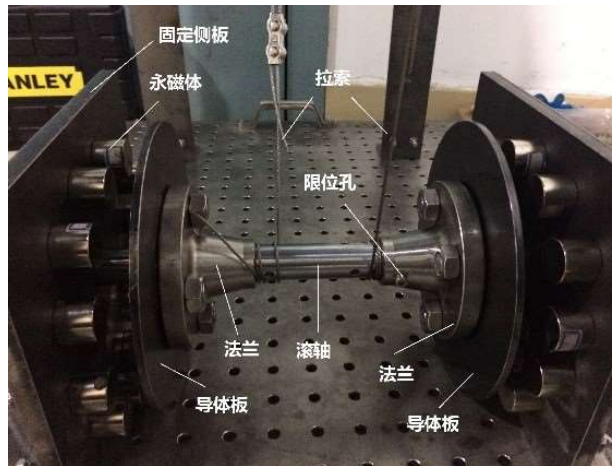
一层钢框架装置见下图 3.28,上章研究了纯框架结构的参数识别和外部激励识别,本章考虑安装拉索式电涡流惯容器的框架结构的附加阻尼力识别。拉索式电涡流惯容器对的基本构造如图 3.29 所示,惯容器由定子、转子及连接装置组成。其中定子包括固定在结构上的侧板、方形轴承和吸附在侧板上的永磁体;转子包括支承于侧板上的滚轴,导体板以及用于连接导体板和滚轴的法兰板组成。阻尼器固定安装在单层钢框架地板上,通过钢绞线与上部钢板铰接。其中,导体板通常选取导电率高的铜板或铁板,磁场源选取钕铁硼圆柱形永磁体,磁极按照相邻磁体磁极相反的原则交错分布,每侧 12 个。



图 3.28 一层带阻尼器钢框架装置



(a) 惯容器模型图



(b) 惯容器实物图

图 3.29 结拉索式电涡流惯容器

为了获取阻尼器作用在主体结构上的附加阻尼力，在阻尼器与上部钢板相连的两根钢绞线上布置了力传感器。力传感器采用上海力恒生产的 LH-S09A 微型拉压力传感器，量程为 500N，精度 0.05%，输出灵敏度为 1.8976 mV/V。试验中，信号采样频率为 1000Hz。

3.4.2 自由振动试验

(一) 结构响应

与第二章 2.5.2 节相同，首先进行自由振动试验，对框架顶部施加 80mm 初始位移，带阻尼器框架结构进行自由振动，获得结构顶部加速度响应和位移响应。带阻尼器结构设置了四组工况，按照导体板材质及厚度-阻尼特性-气隙大小的编号命名原则，工况编号为 Cu5-d10、Cu5-g10、Cu10-d10、Cu10-g10，其中 d 代表带永磁体的导体盘，可产生电涡流效应；g 代表不带永磁体的导体盘，不可产生电涡流效应，只充当旋转惯容器的作用。下图为四种不同工况下的带阻尼器结构的响应结果的时程曲线和频谱曲线：

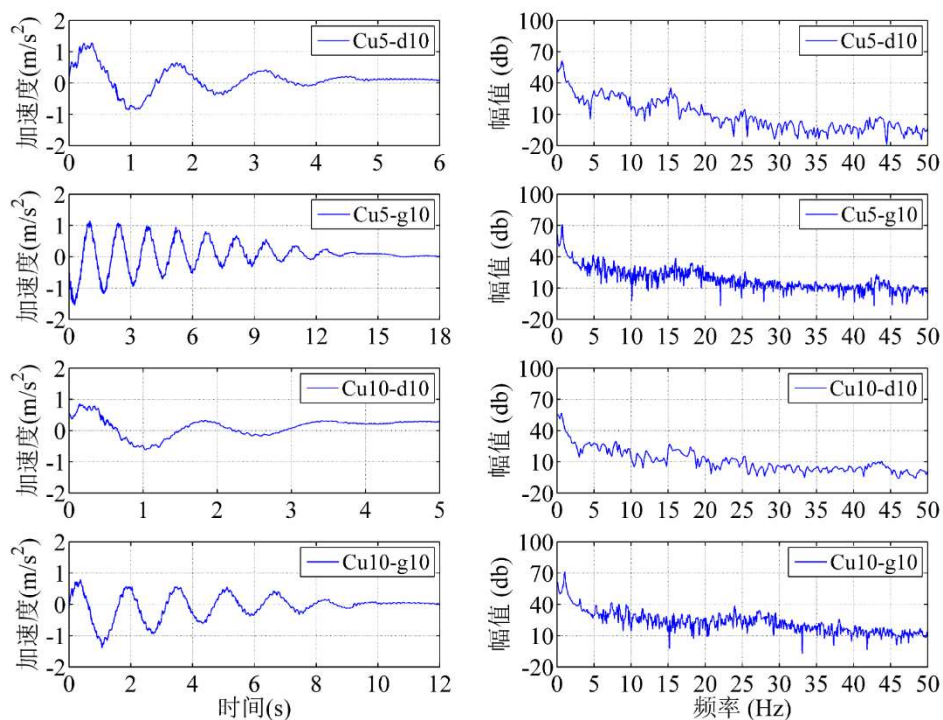


图 3.30 带阻尼器结构加速度响应

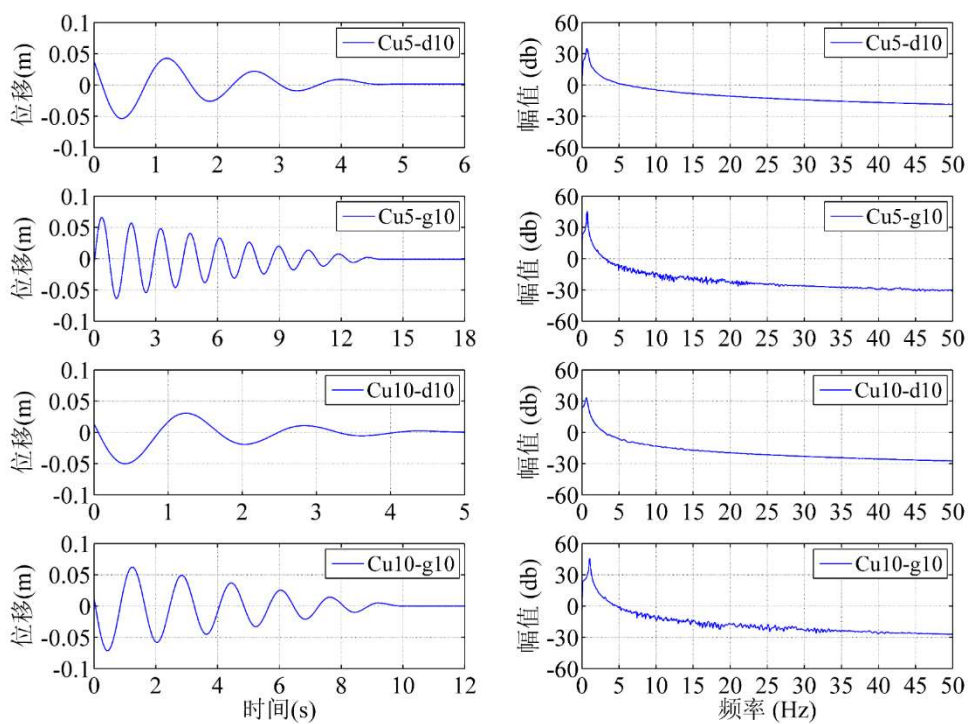


图 3.31 带阻尼器结构位移响应

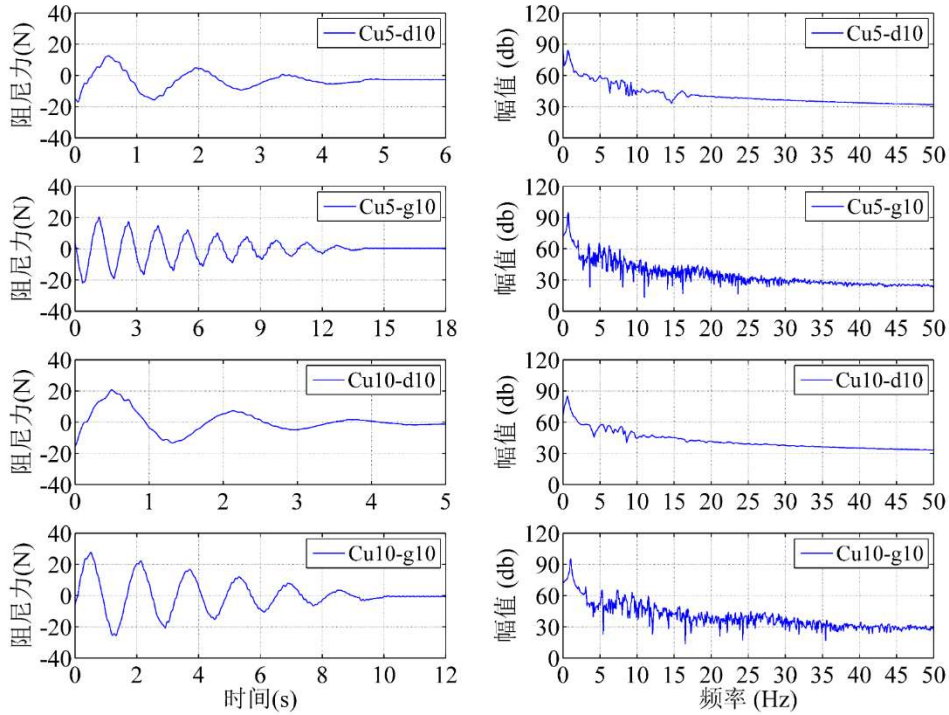


图 3.32 带阻尼器附加阻尼力响应

从上图可以看出，带阻尼器框架结构的固有频率为 0.70Hz。上图展示了带阻尼器框架结构自由振动时位移响应、加速度响应和附加阻尼力时程的频谱，原始加速度响应和附加阻尼力时程明显存在着高频噪声污染的问题。

(二) 结构附加阻尼力识别

而真实的附加阻尼力可以通过试验测得的拉索力时程几何换算得到(如图所示)。忽略框架的水平位移，真实的附加阻尼力可按式计算：

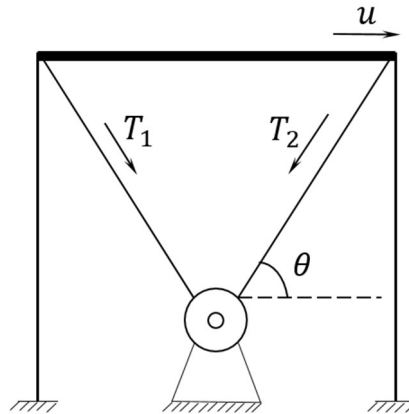


图 3.33 框架顶板受力示意图

$$F_d = (T_1 - T_2) \cos \theta \quad (3.25)$$

式中， F_d 为附加阻尼力，即旋转电涡流惯容器作用在框架顶板上的水平作用力； T_1 ， T_2 分别为两根拉索的拉力， θ 为拉索与水平线的夹角。

对于自由振动，即外部激励为零，采用第二章 2.5.2 节识别的结构参数作为纯框架的结构参数，可利用卡尔曼滤波识别方法识别结构附加阻尼力，此时系统

的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \dot{\mu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \ddot{\mu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ m^{-1}(-f_d - c\dot{\mu} - k\mu) \end{bmatrix} \quad (3.26)$$

已知结构质量 $m=23\text{kg}$ ，观测量为结构顶部的加速度响应或位移响应：

$$\begin{aligned} y &= \mu \\ y &= a = m^{-1}(-f_d - c\dot{\mu} - k\mu) \end{aligned} \quad (3.27)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} ;$$

初始附加阻尼力向量：

$$\mathbf{f}_d = \mathbf{0} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-3} & \\ & 1 \times 10^{-3} \end{bmatrix} ;$$

识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF)，观测量取位移响应，识别结果如下图所示，

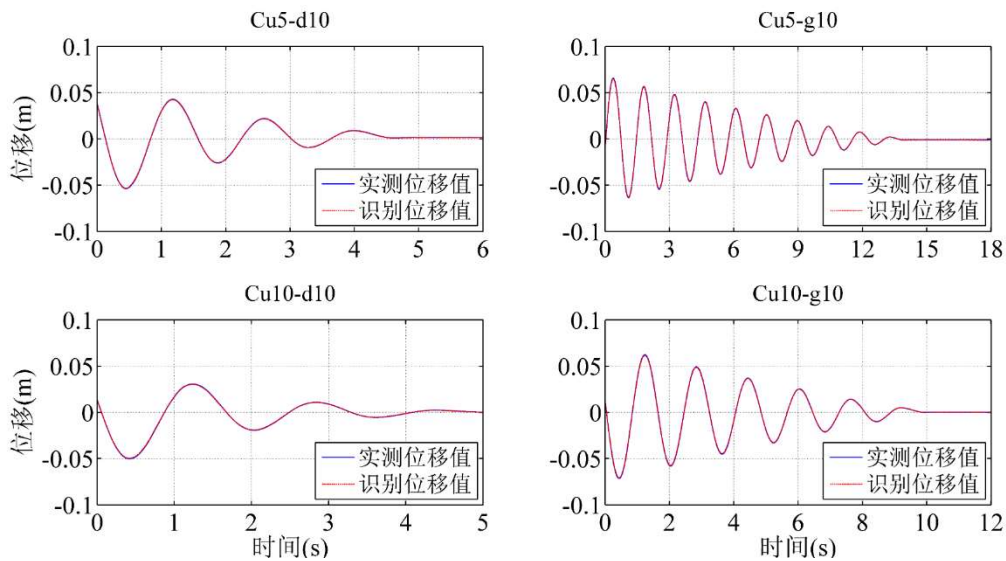


图 3.34 结构位移识别值

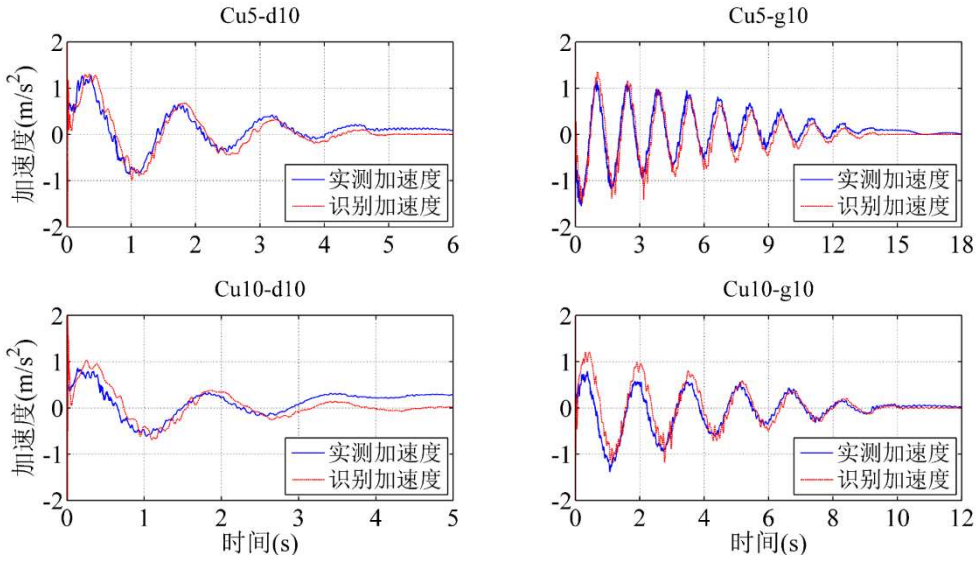


图 3.35 结构加速度识别

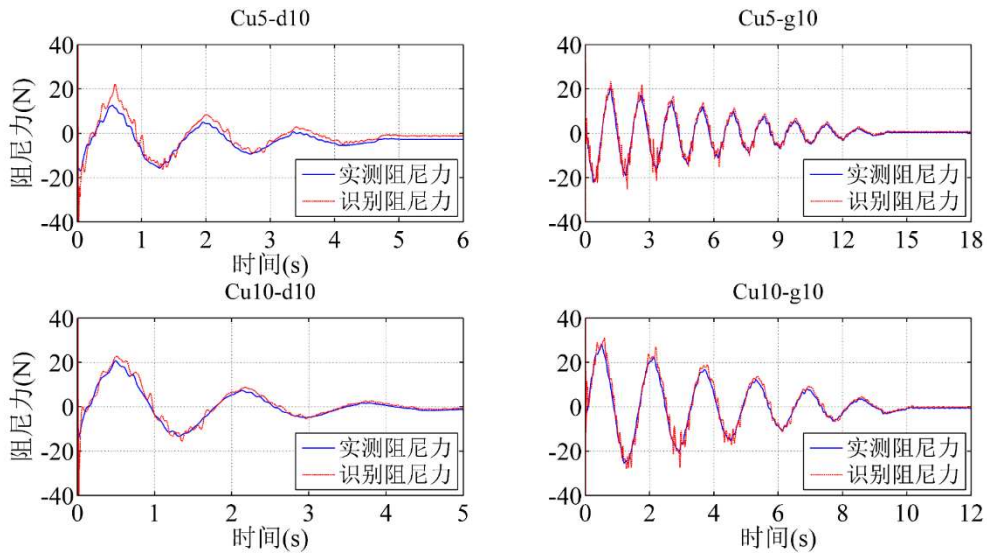


图 3.36 结构附加阻尼力识别值

表 3.5 结构参数、响应和附加阻尼力识别值（结构四层）

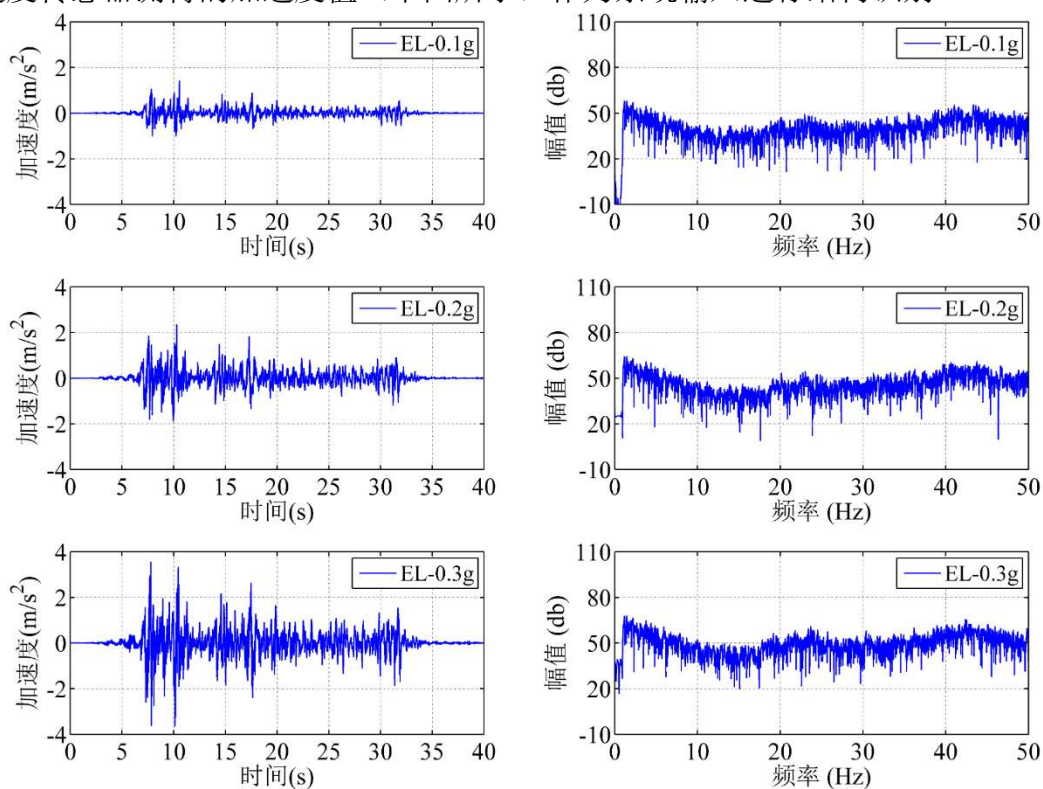
识别值	Cu5-d10	Cu5-g10	Cu10-d10	Cu10-g10
位移识别值最大值误差 (%)	0.90	0.86	1.30	1.16
位移识别值相对均方根误差 (%)	0.85	1.25	0.23	0.10
加速度识别值最大值误差 (%)	1.51	17.46	28.87	52.65
加速度识别值相对均方根误差 (%)	20.98	14.89	50.65	19.10
附加阻尼力识别值最大值误差 (%)	75.74	14.05	10.61	12.36
附加阻尼力识别值相对均方根误差 (%)	51.03	8.34	26.93	8.32

结果表明 AEKF 可以精确地识别结构响应和附加阻尼力。四种不同工况的阻尼器 cu5-g10、cu5-d10、cu10-g10、cu10-d10，其中带永磁体的导体盘（cu5/10-d10）可产生电涡流效应，有更好的减振作用，提供更显著的阻尼效应；增大惯容器质量（导体盘厚度），阻尼器有更好的减振作用，提供更显著的阻尼效应。

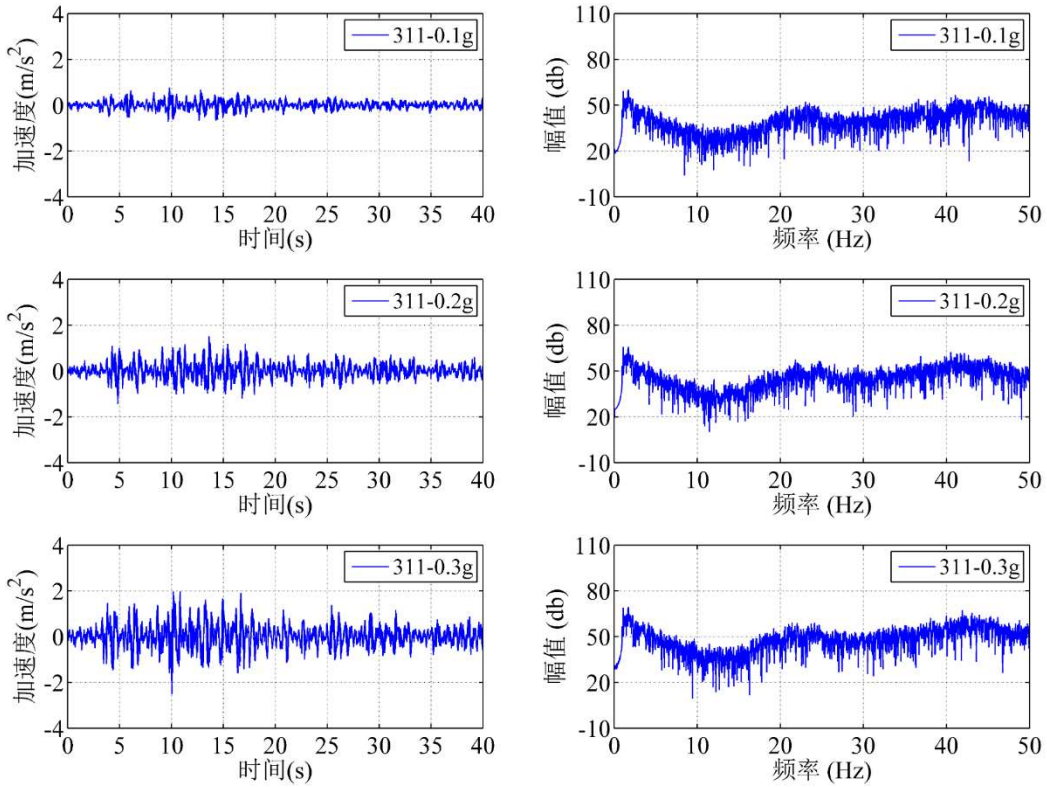
3.4.3 地震模拟振动台试验

(一) 系统输入

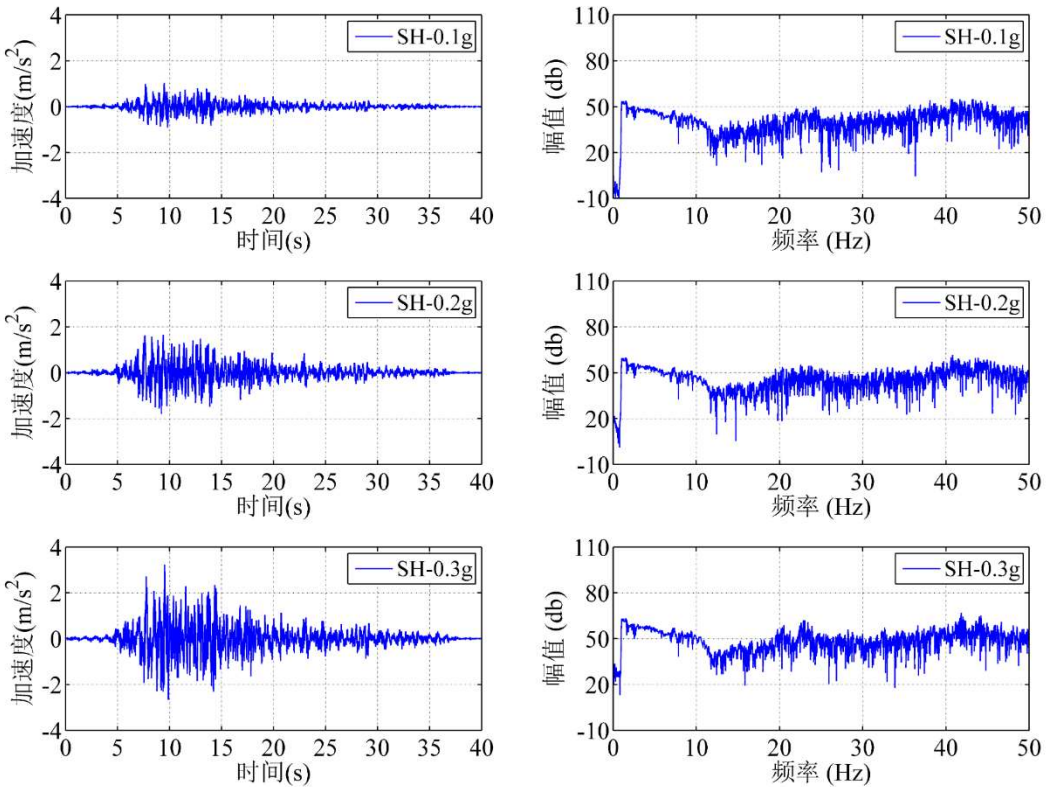
与第二章 2.4.2 节相同，模拟地震振动台试验的框架结构钢柱尺寸为 $1000 \times 100 \text{mm}$ ，厚度为 5mm ，结构计算重量为 26.6kg 。振动台台面激励选用实际地震波 El Centro 波、实际地震波 311 地震波，上海人工地震波 SHW。调整振动台台面激励的加速度峰值，分别为 0.1g 、 0.2g 和 0.3g 。本文以结构底部加速度传感器测得的加速度值（下图所示）作为系统输入进行结构识别。



(a) El Centro 波（时程及频谱曲线）



(b) 311 地震波 (时程及频谱曲线)

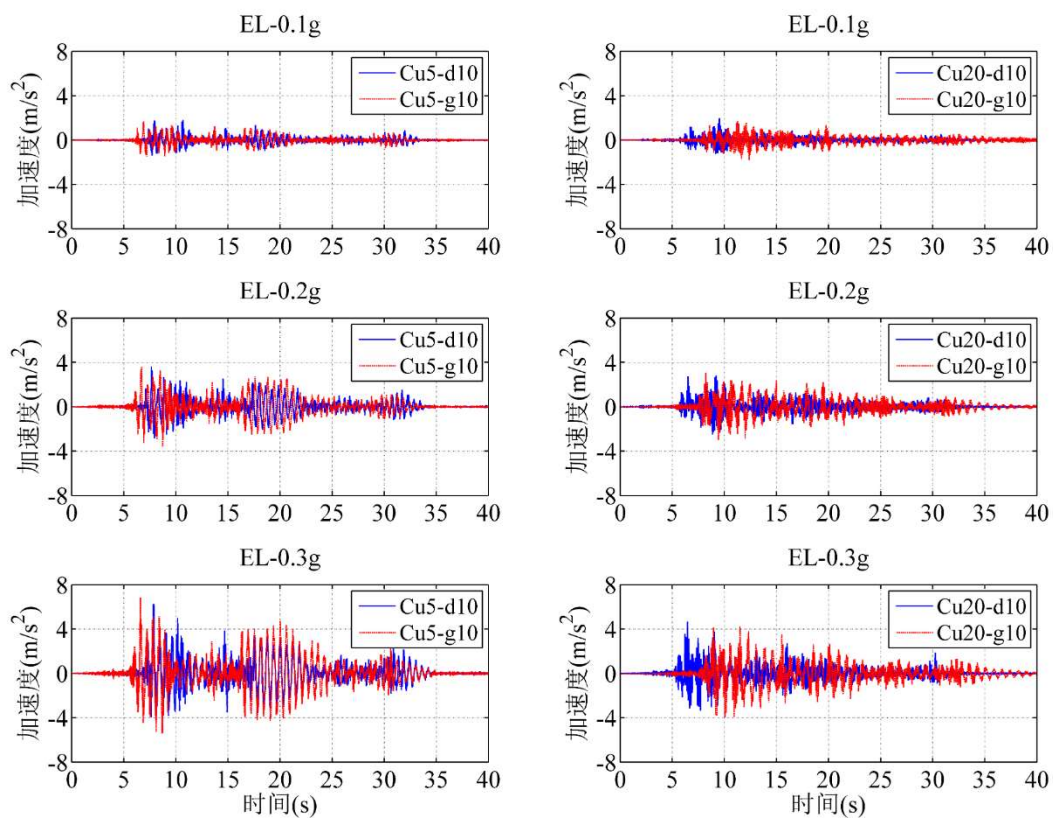


(c) 上海人工地震波 SH (时程及频谱曲线)

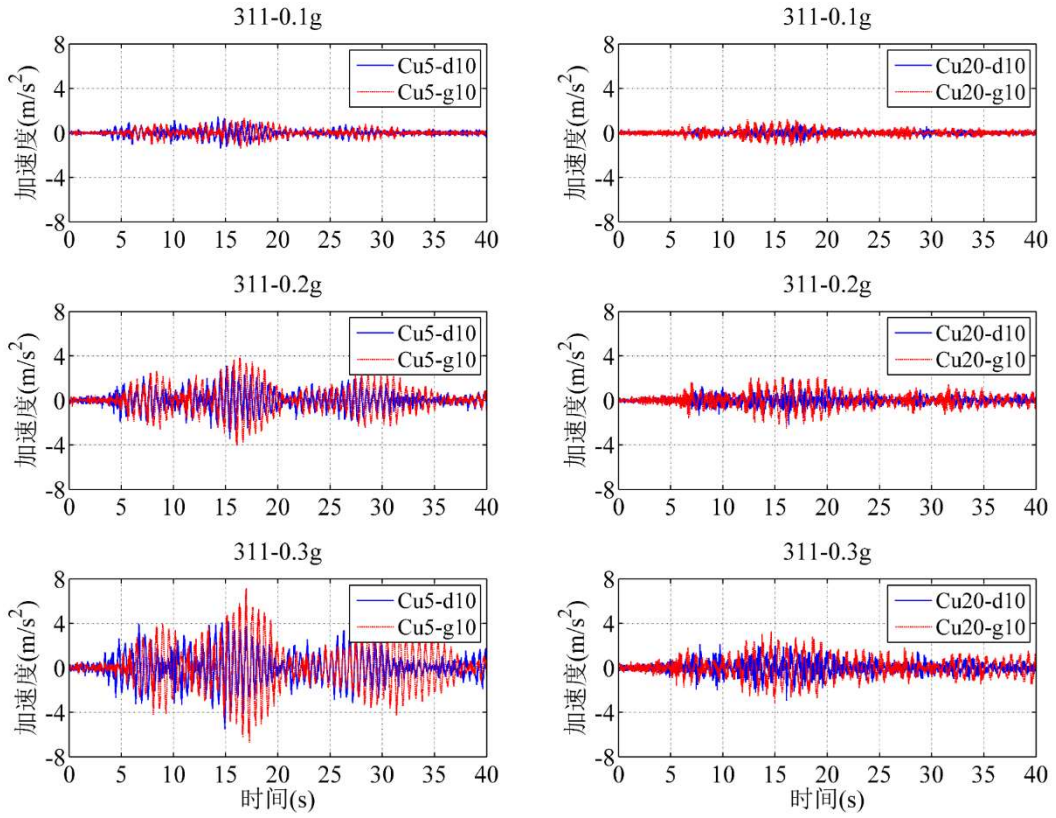
图 3.37 系统输入 (外部激励)

(二) 结构响应

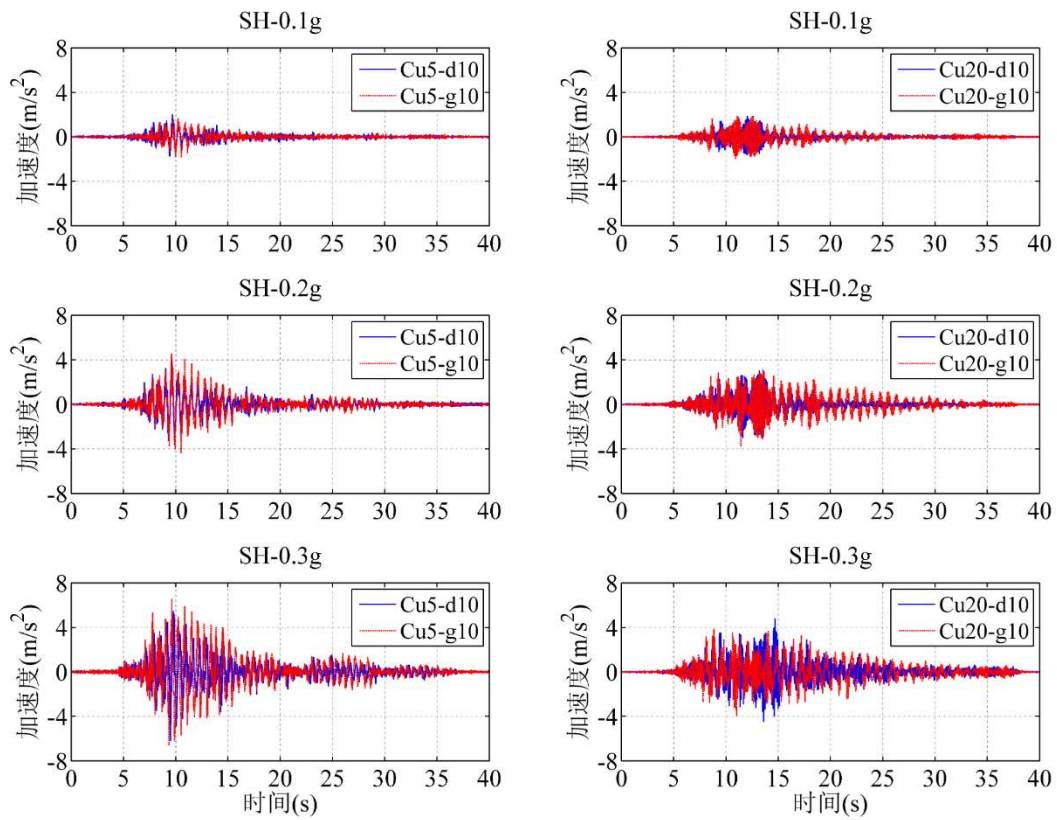
带阻尼器结构设置了四组工况，按照导体板材质及厚度-阻尼特性-气隙大小的编号命名原则，工况编号为 Cu5-d10、Cu5-g10、Cu20-d10、Cu20-g10，其中 d 代表带永磁体的导体盘，可产生电涡流效应；g 代表不带永磁体的导体盘，不可产生电涡流效应，只充当旋转惯容器的作用。下图为四种不同工况下的带阻尼器结构的响应结果。



(a) El Centro 波

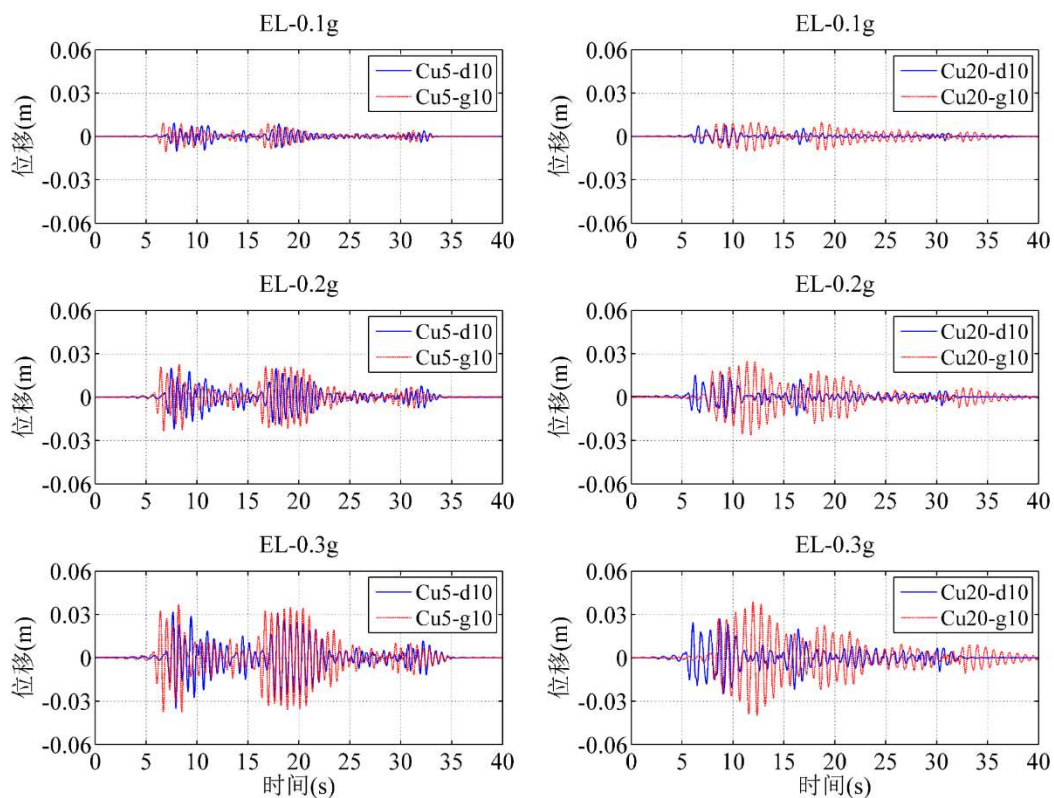


(b) 311 地震波

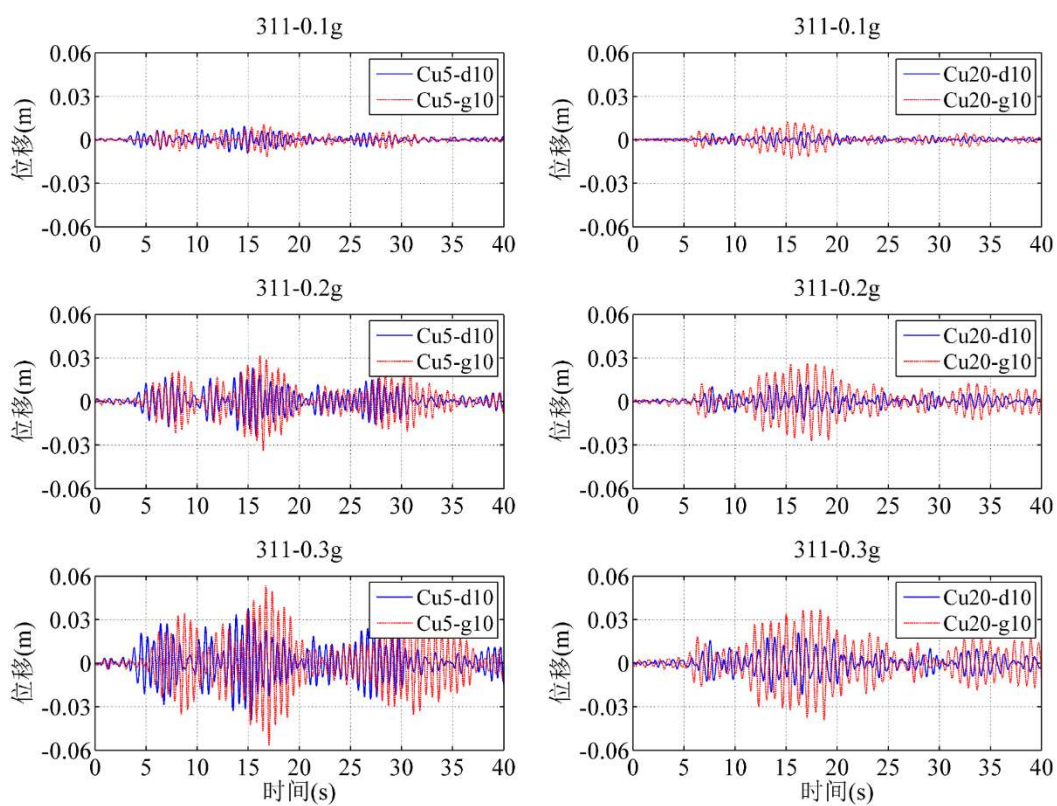


(c) 上海人工地震波 SH

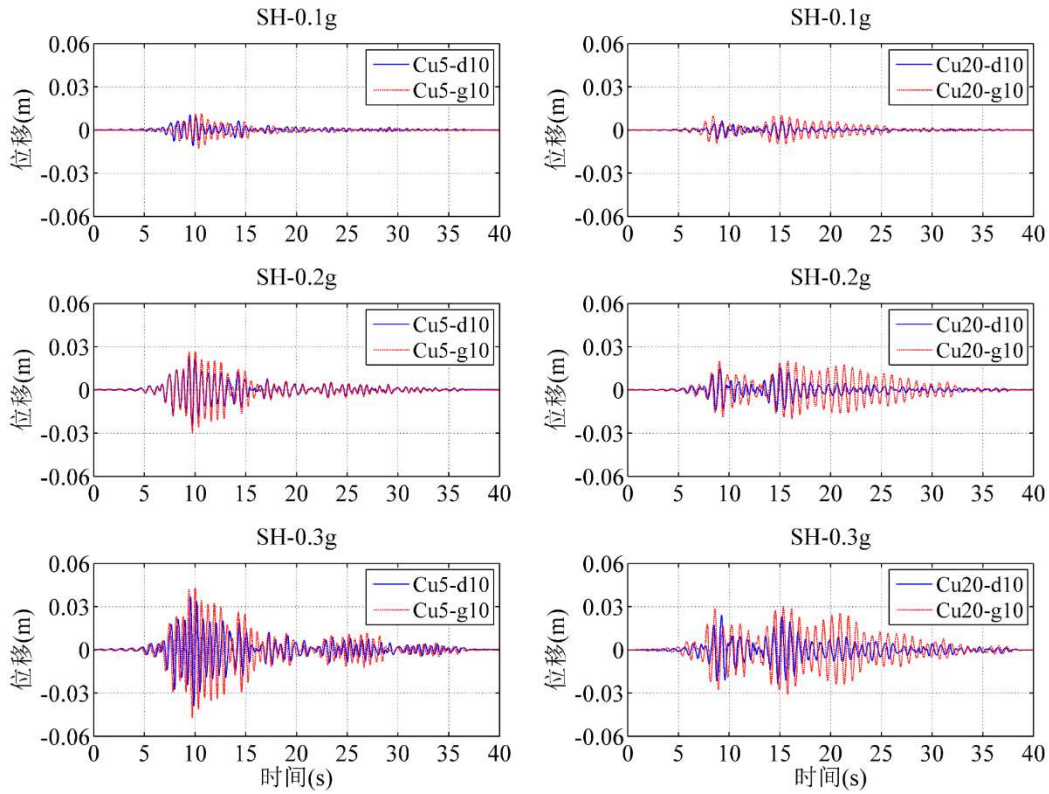
图 3.38 带阻尼器结构加速度响应



(a) El Centro 波



(b) 311 地震波



(c) 上海人工地震波 SH

图 3.39 带阻尼器结构位移响应

(四) 结构附加阻尼力识别

基于识别的结构参数，利用卡尔曼滤波识别方法识别结构外部激励，此时系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \dot{\mu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ \ddot{\mu} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu} \\ m^{-1}(f - f_d - c\dot{\mu} - k\mu) \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

如果观测量为加速度时：

$$y = m^{-1}(f - f_d - c\dot{\mu} - k\mu) \quad (3.29)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} ;$$

初始附加阻尼力向量：

$$f_d = 0 ;$$

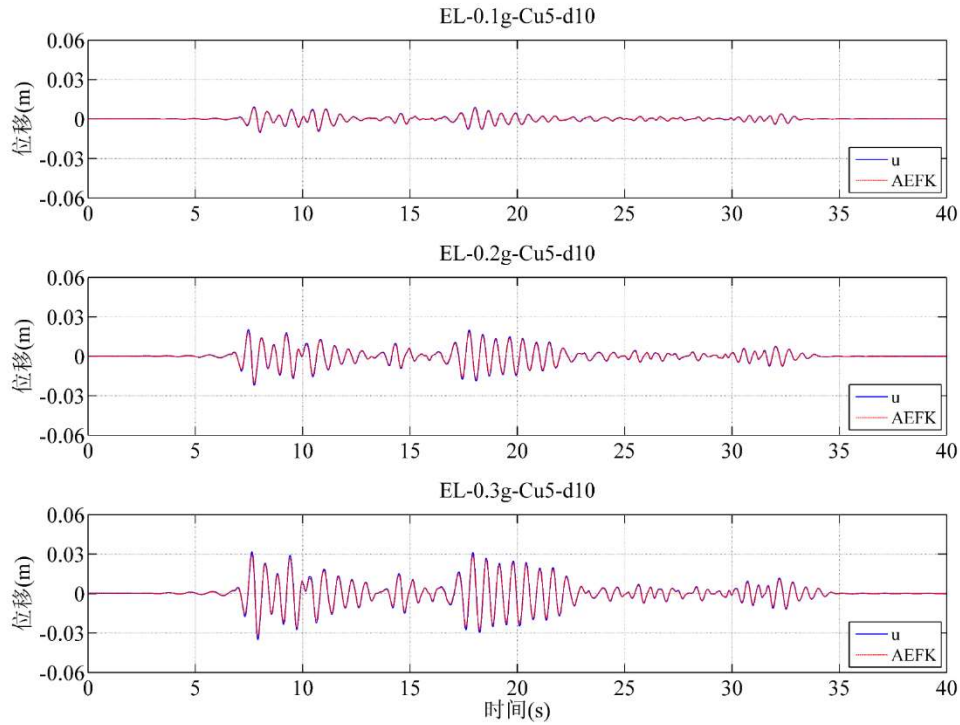
初始状态向量：

$$\mathbf{x} = [0 \quad 0] ;$$

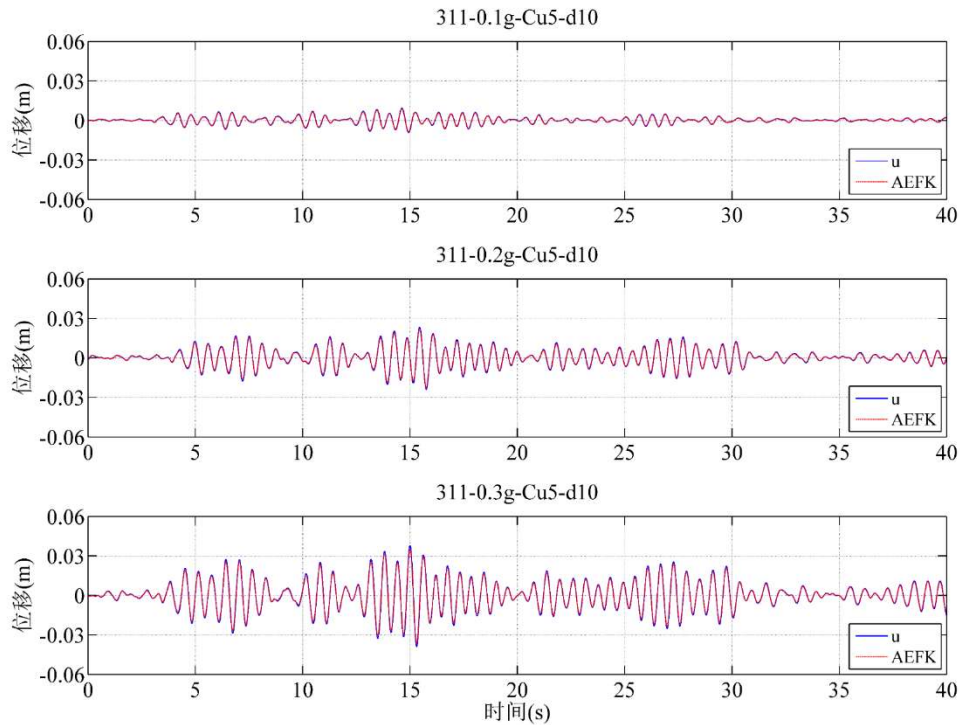
初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{-3} & \\ & 1 \times 10^{-3} \end{bmatrix};$$

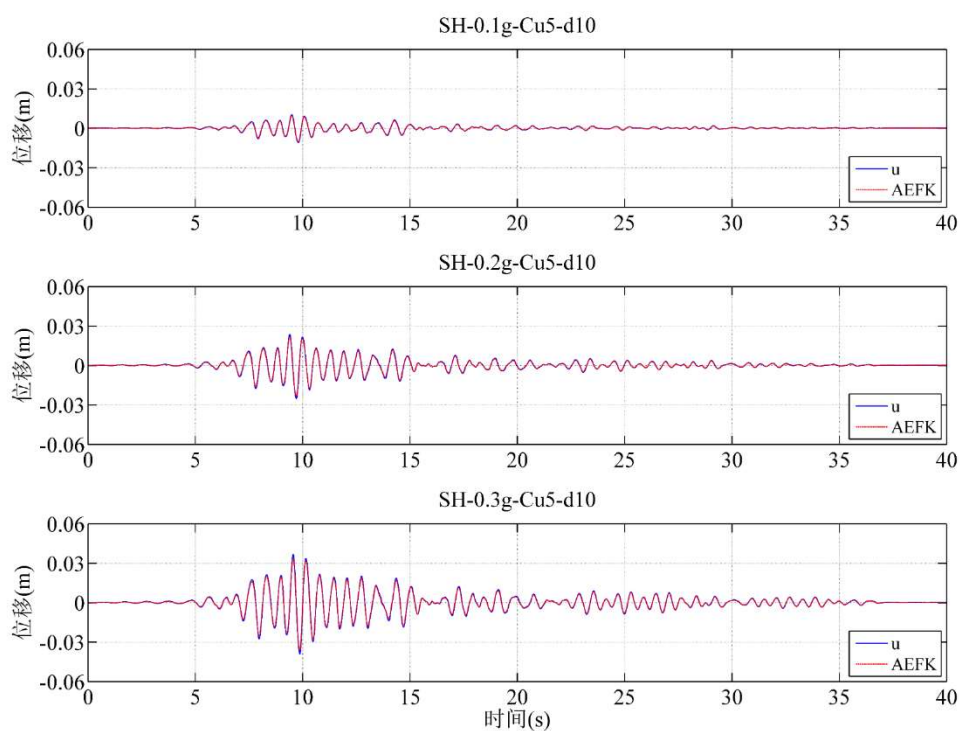
识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF), 对加速度响应时程进行 0~25Hz 带通滤波处理。识别结果如下图所示,



(a) El Centro 波

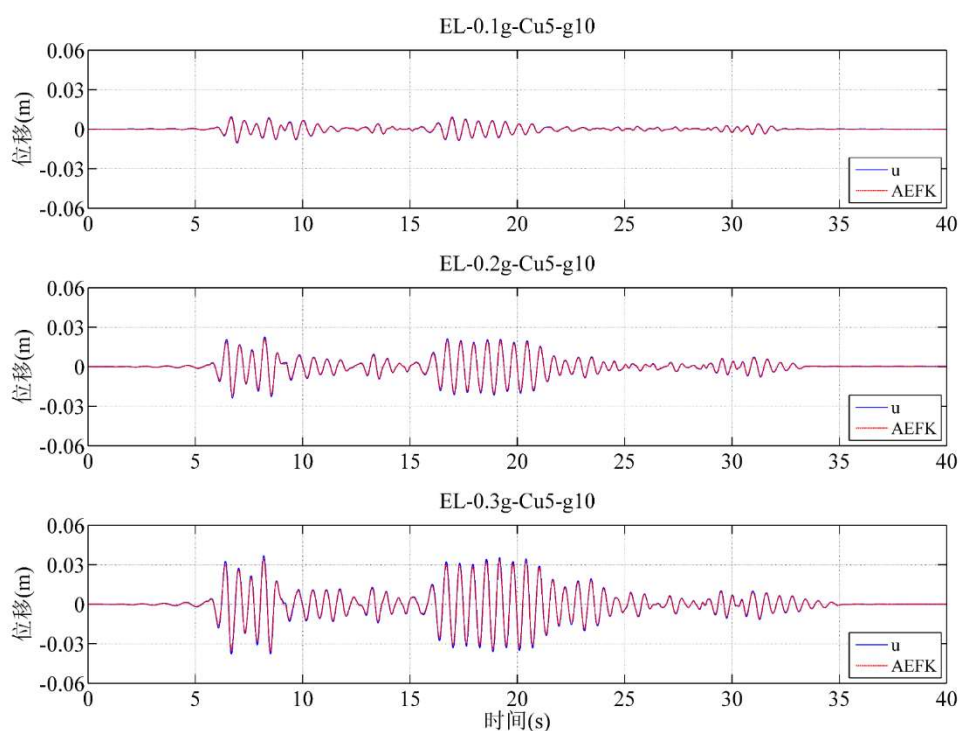


(b) 311 地震波

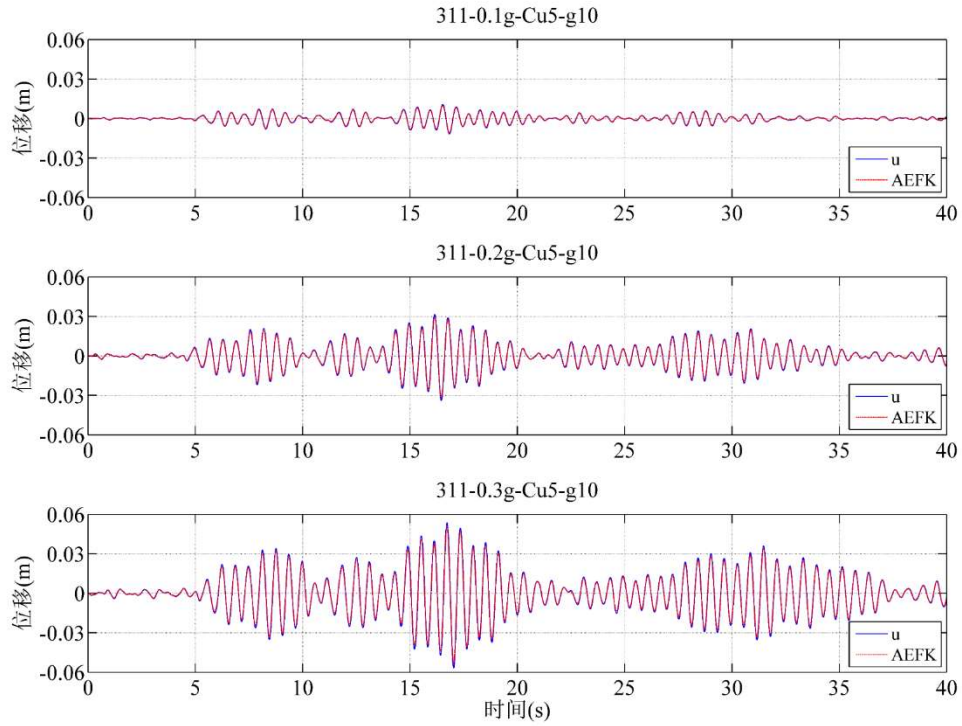


(c) 上海人工地震波 SH

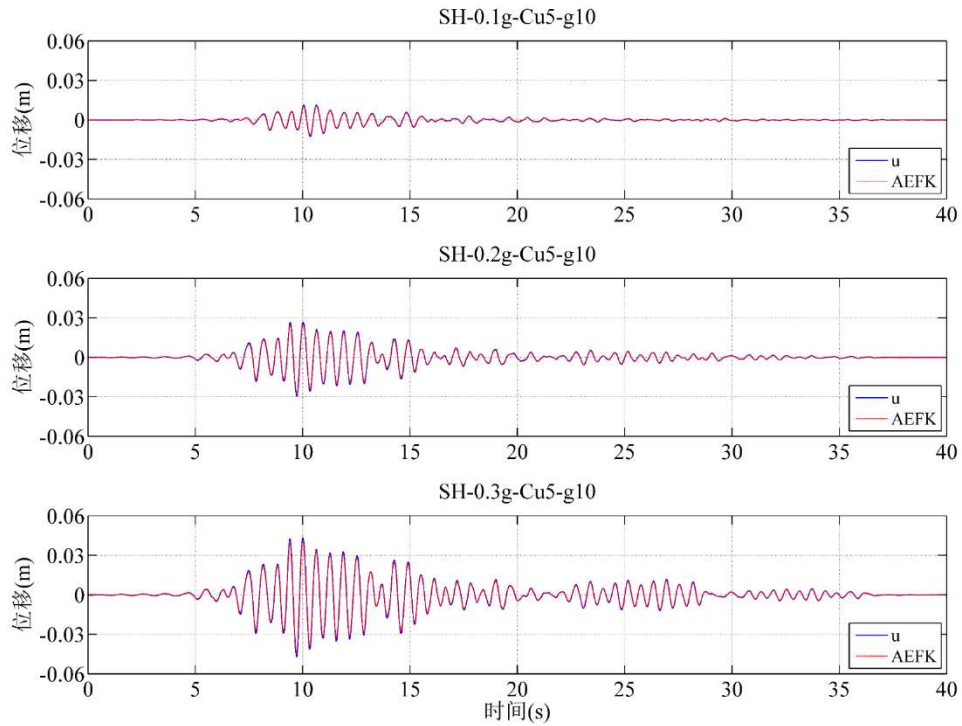
图 3.40 结构位移识别值 (Cu5-d10)



(a) El Centro 波

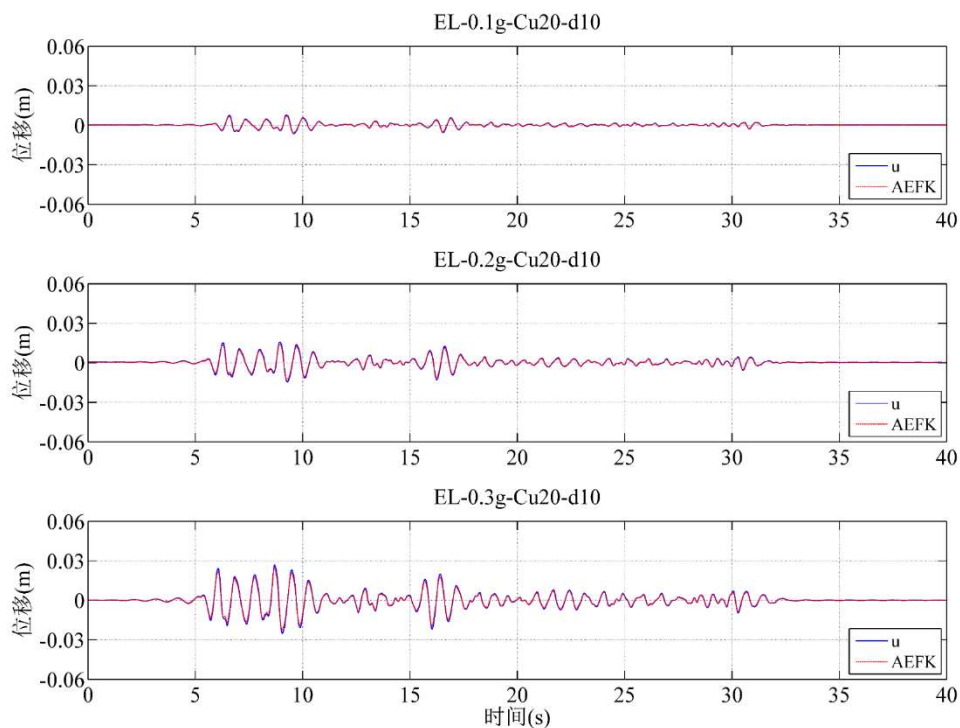


(b) 311 地震波

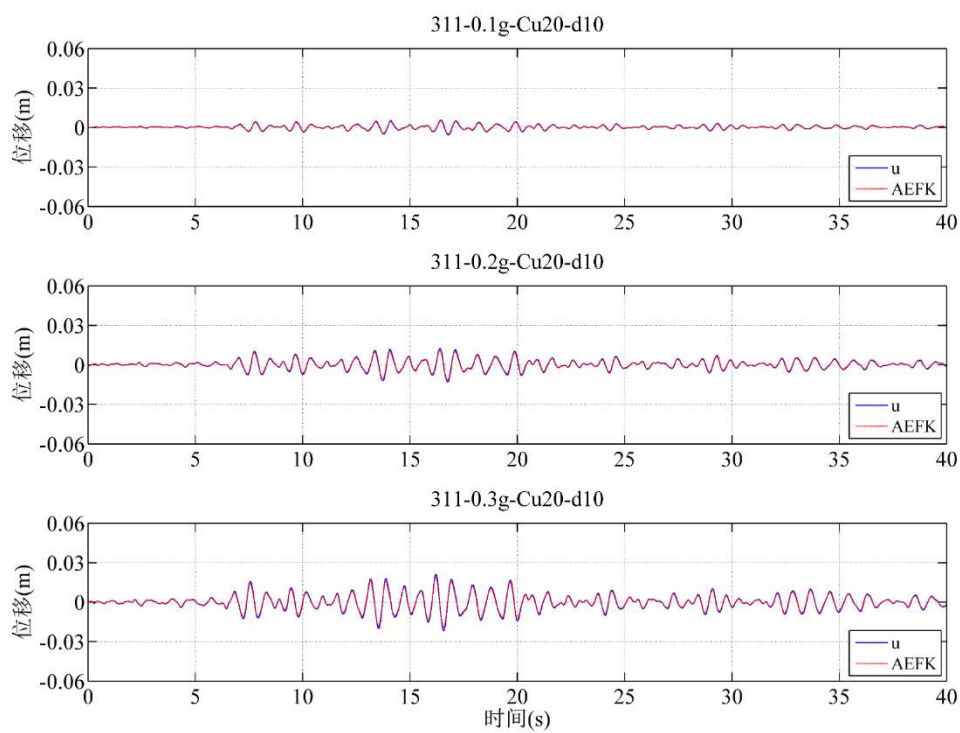


(c) 上海人工地震波 SH

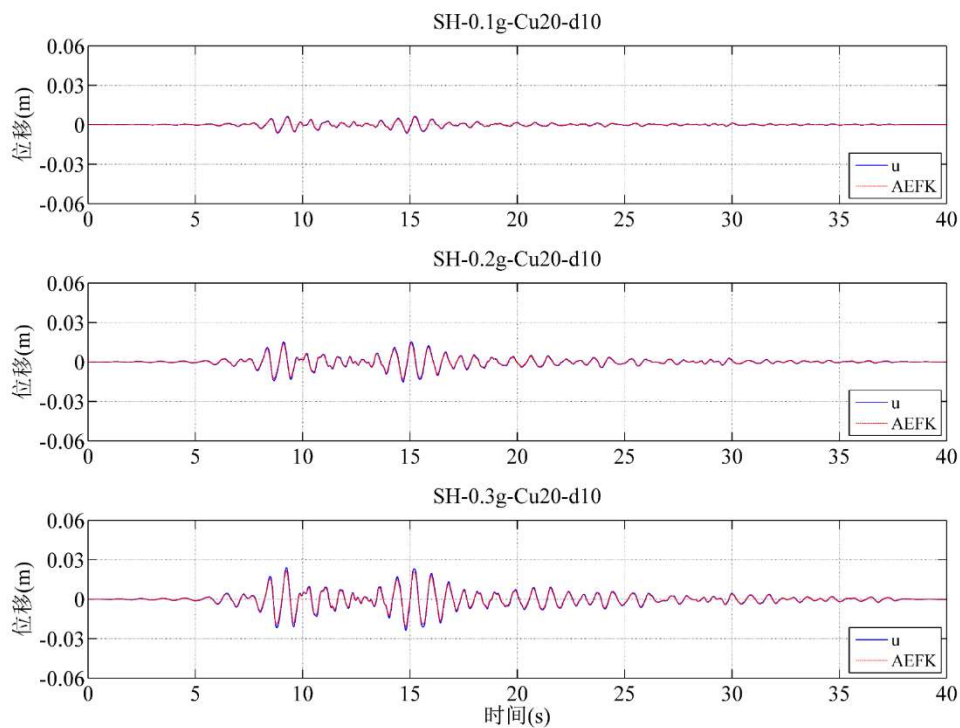
图 3.41 结构位移识别值 (Cu5-g10)



(a) El Centro 波

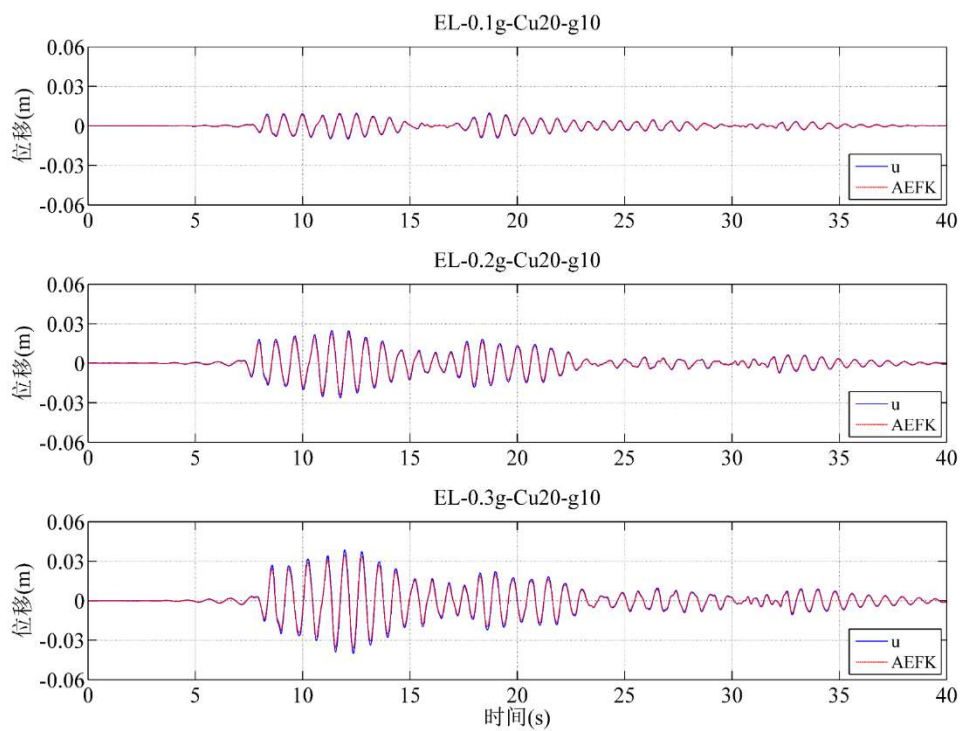


(b) 311 地震波

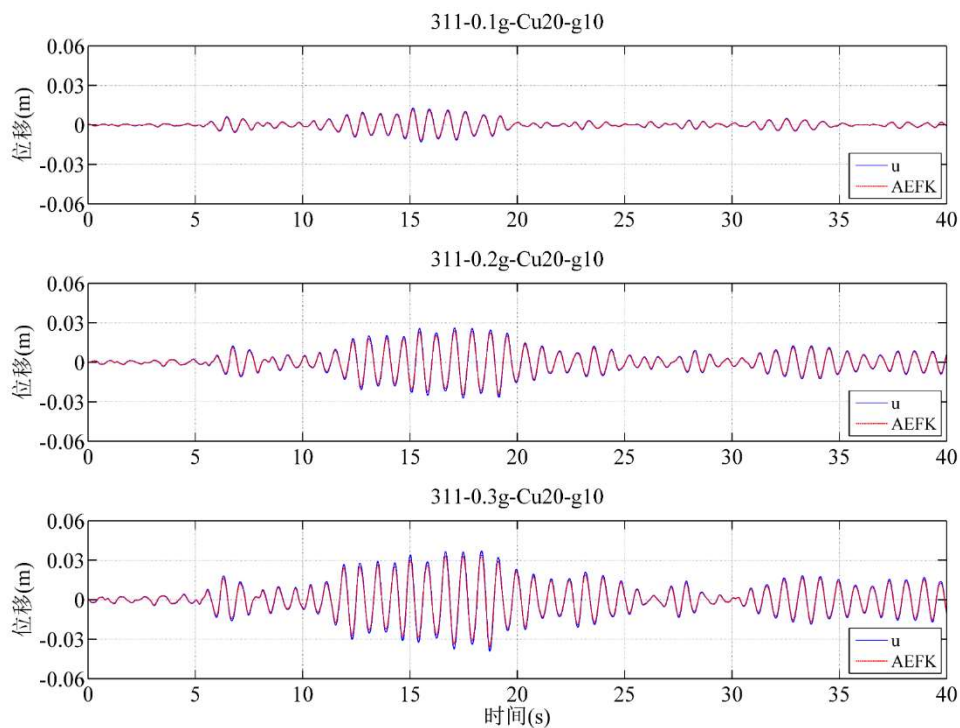


(c) 上海人工地震波 SH

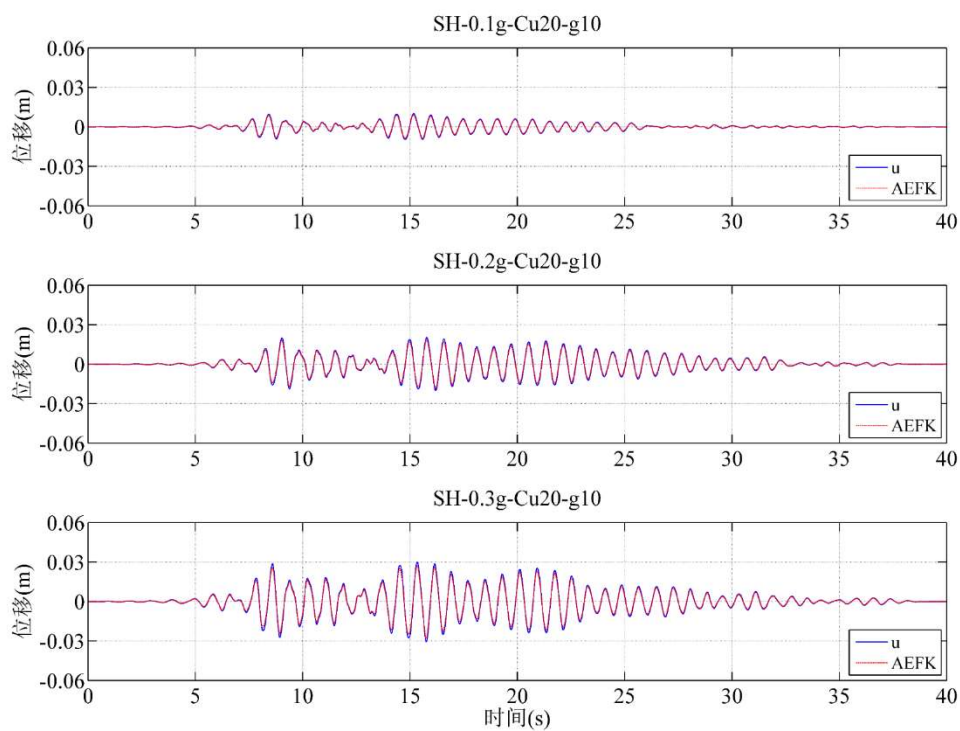
图 3.42 结构位移识别值 (Cu20-d10)



(a) El Centro 波

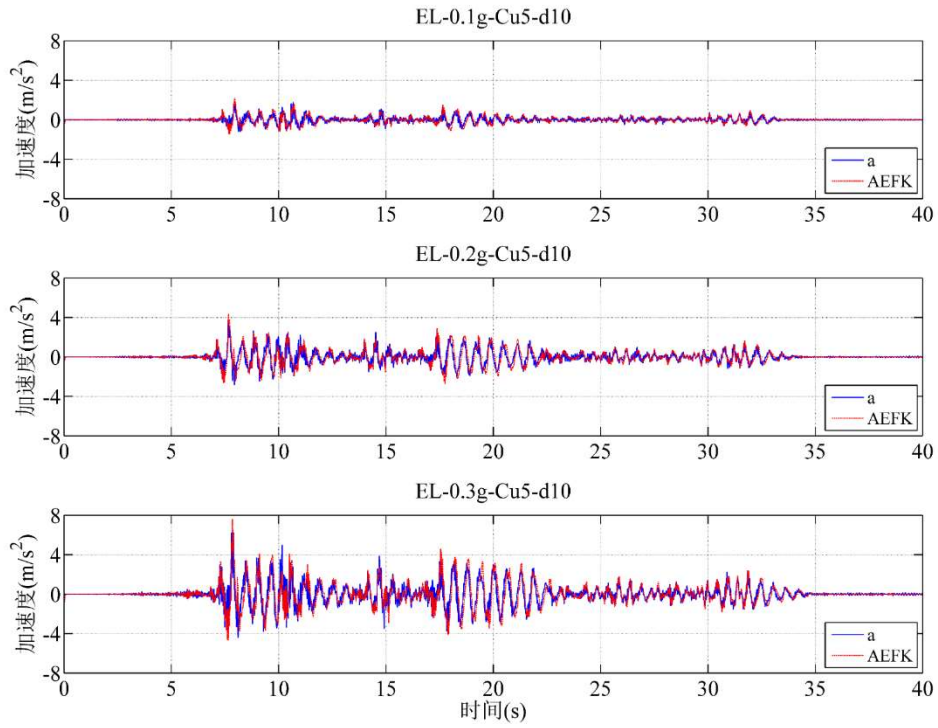


(b) 311 地震波

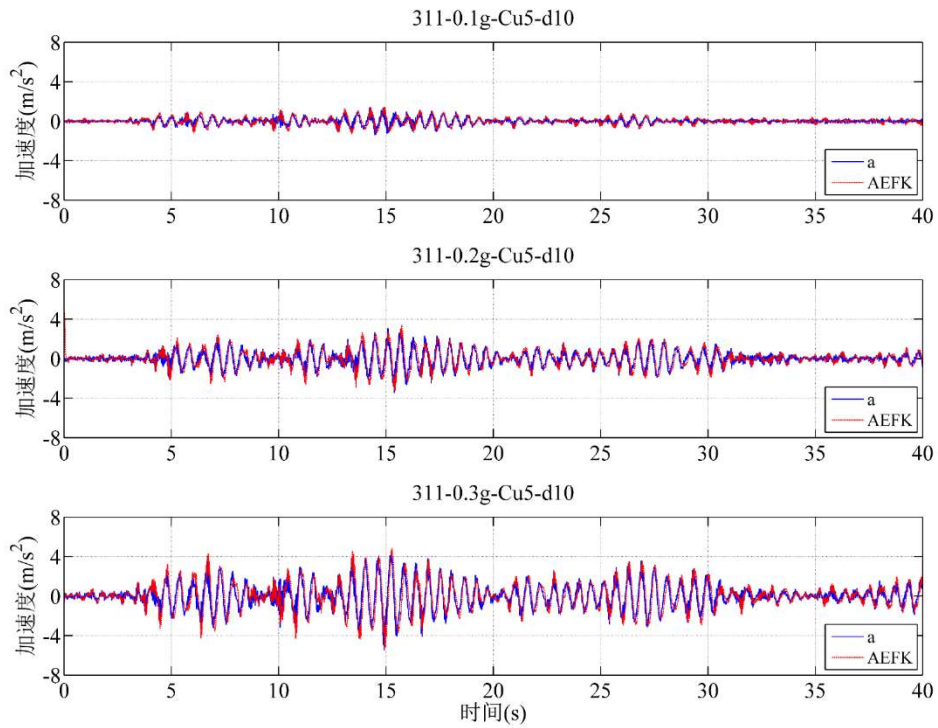


(c) 上海人工地震波 SH

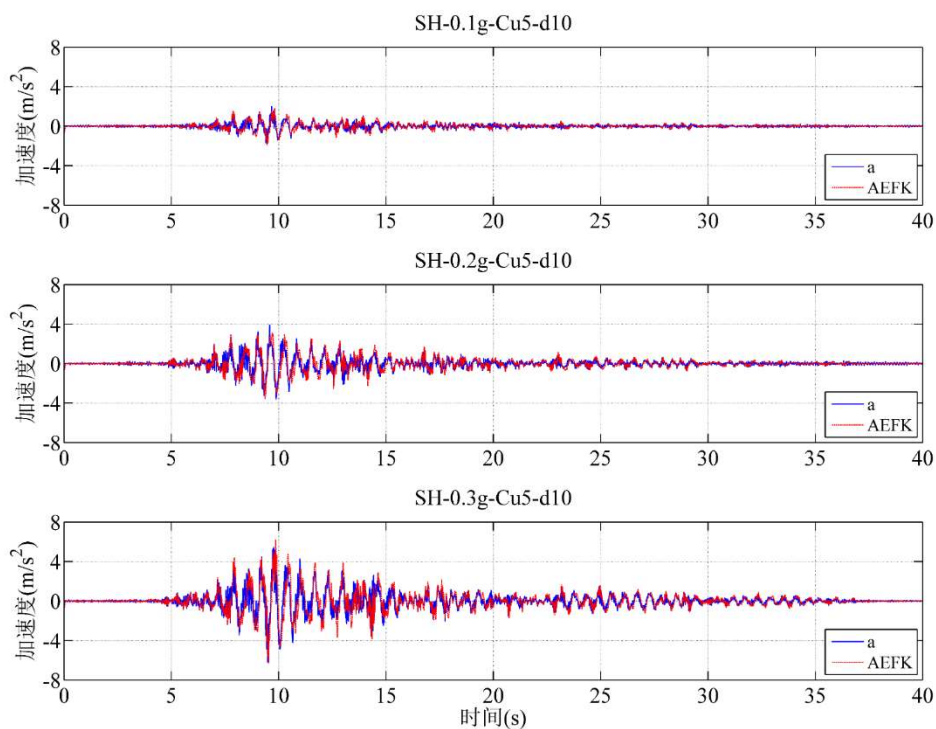
图 3.43 结构位移识别值 (Cu20-g10)



(a) El Centro 波

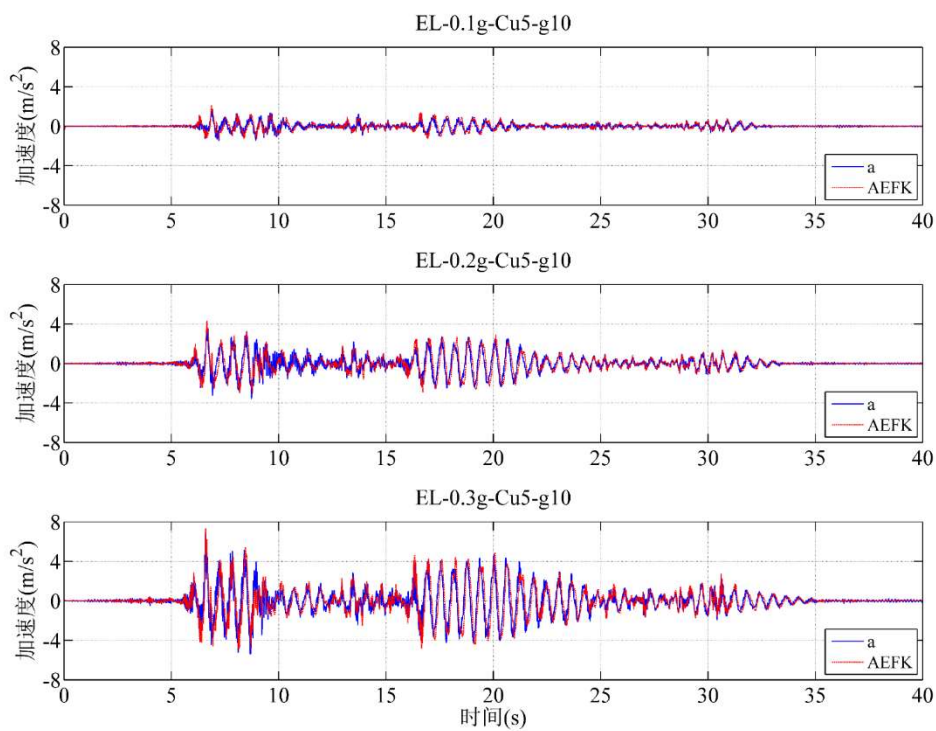


(b) 311 地震波

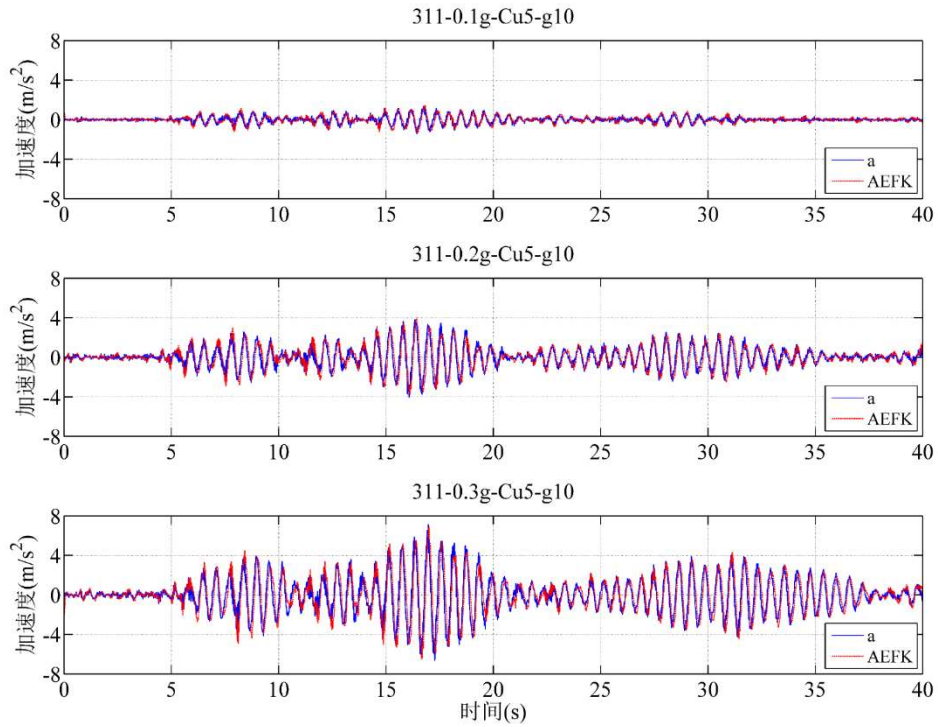


(c) 上海人工地震波 SH

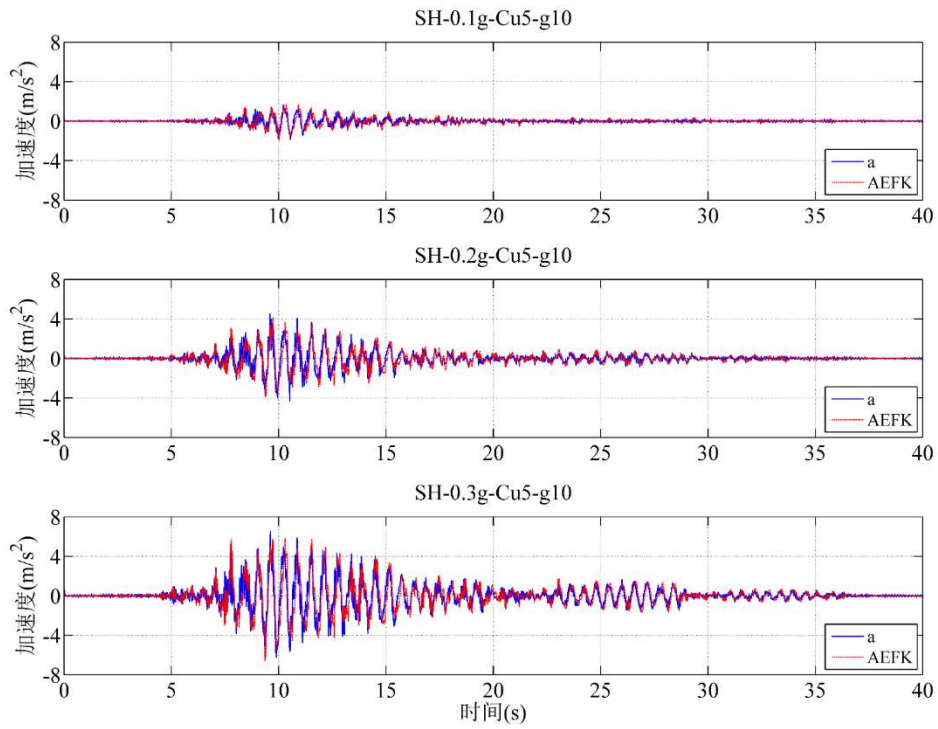
图 3.44 结构加速度识别值 (Cu5-d10)



(a) El Centro 波

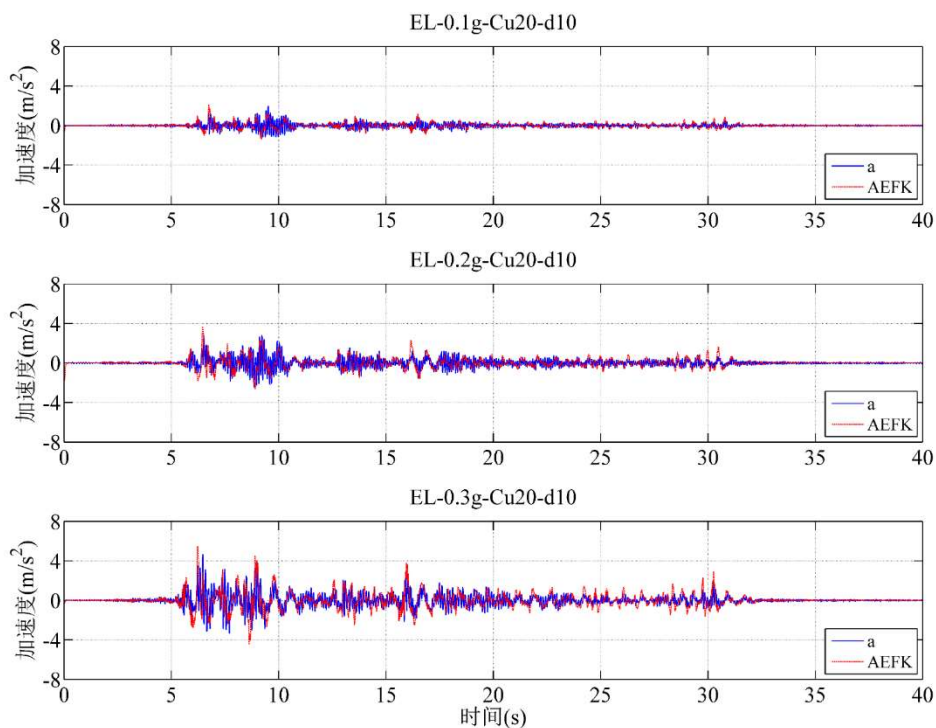


(b) 311 地震波

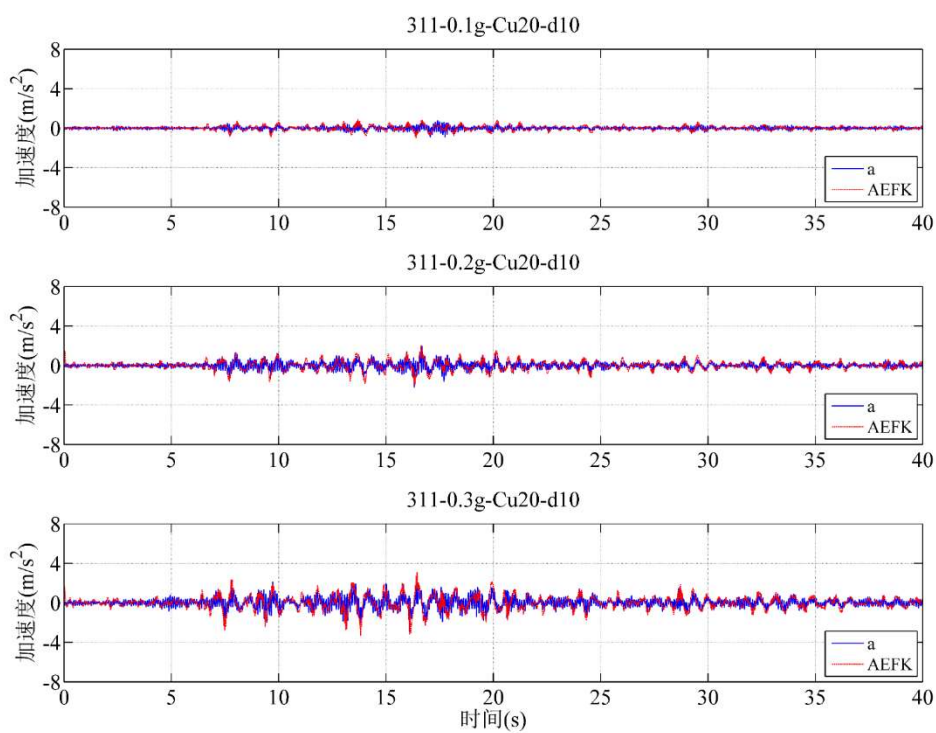


(c) 上海人工地震波 SH

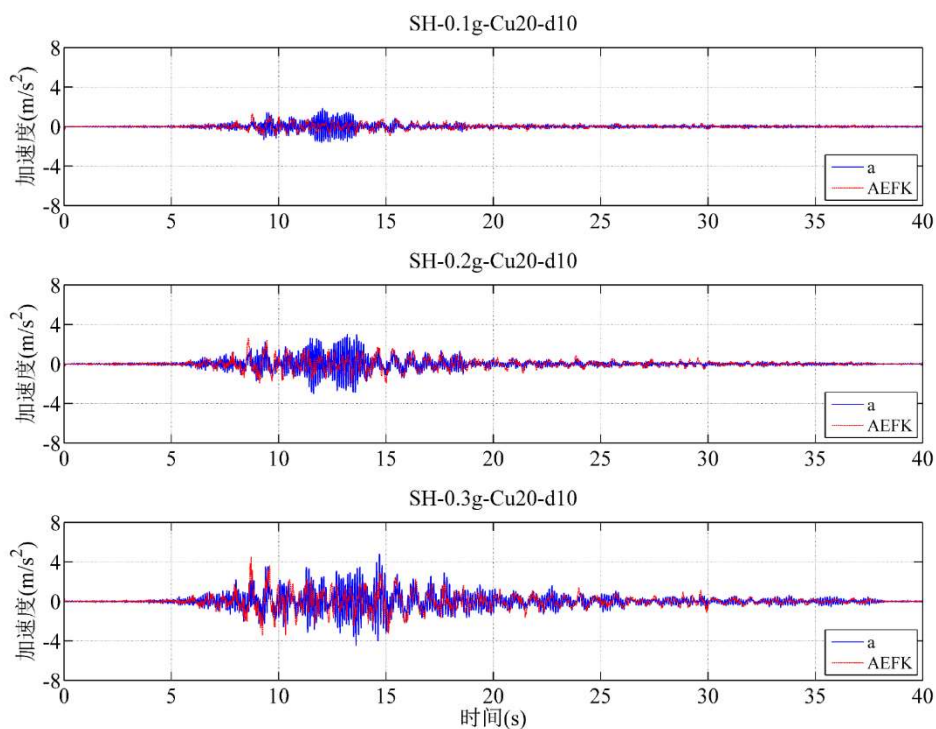
图 3.45 结构加速度识别值 (Cu5-g10)



(a) El Centro 波

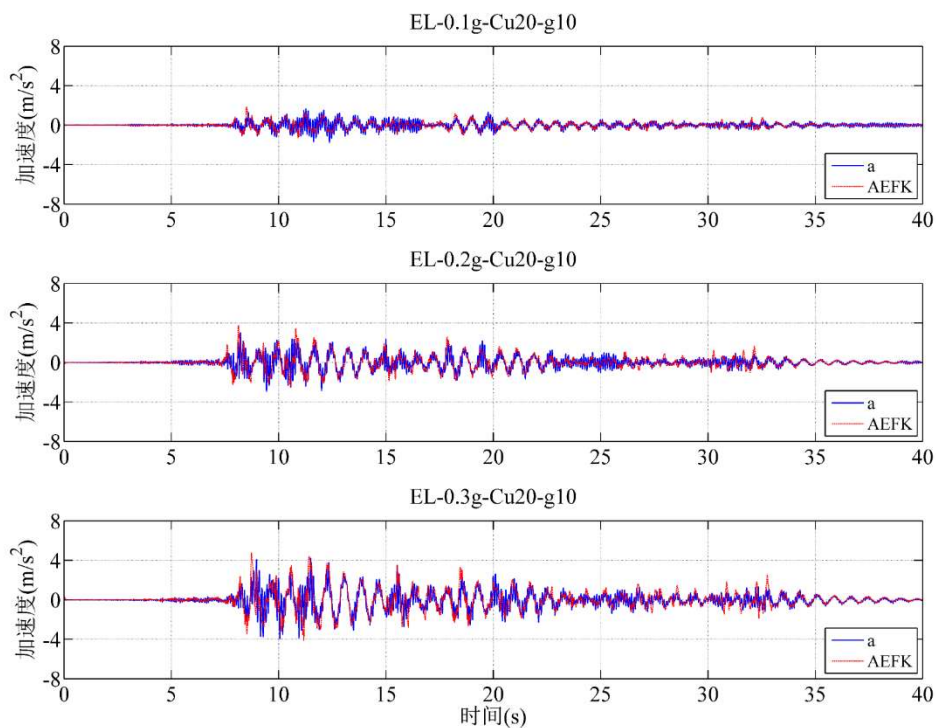


(b) 311 地震波

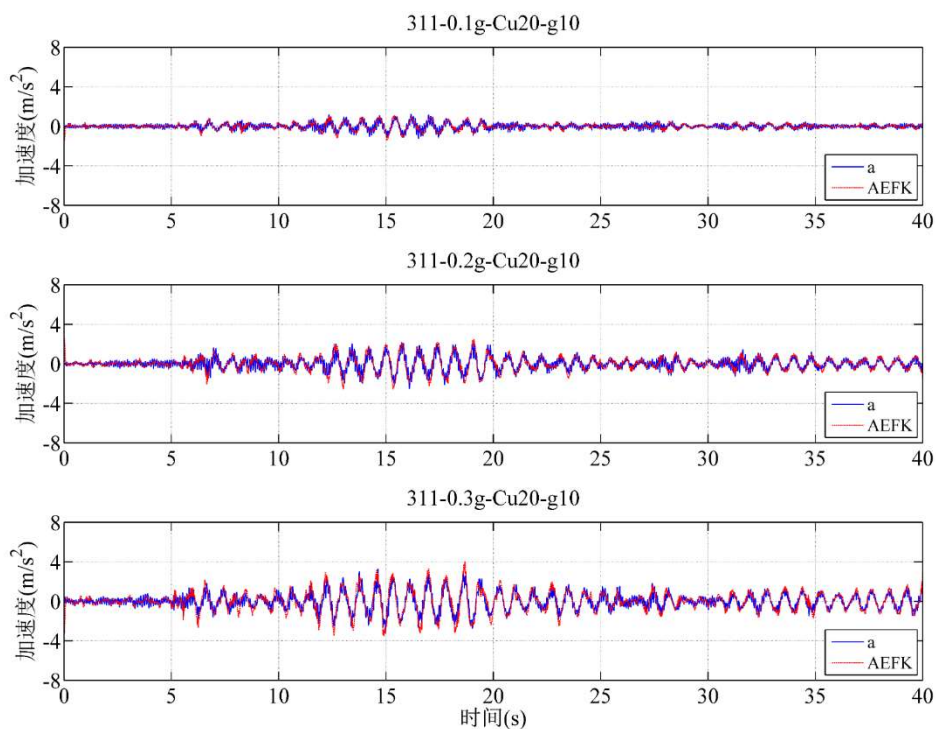


(c) 上海人工地震波 SH

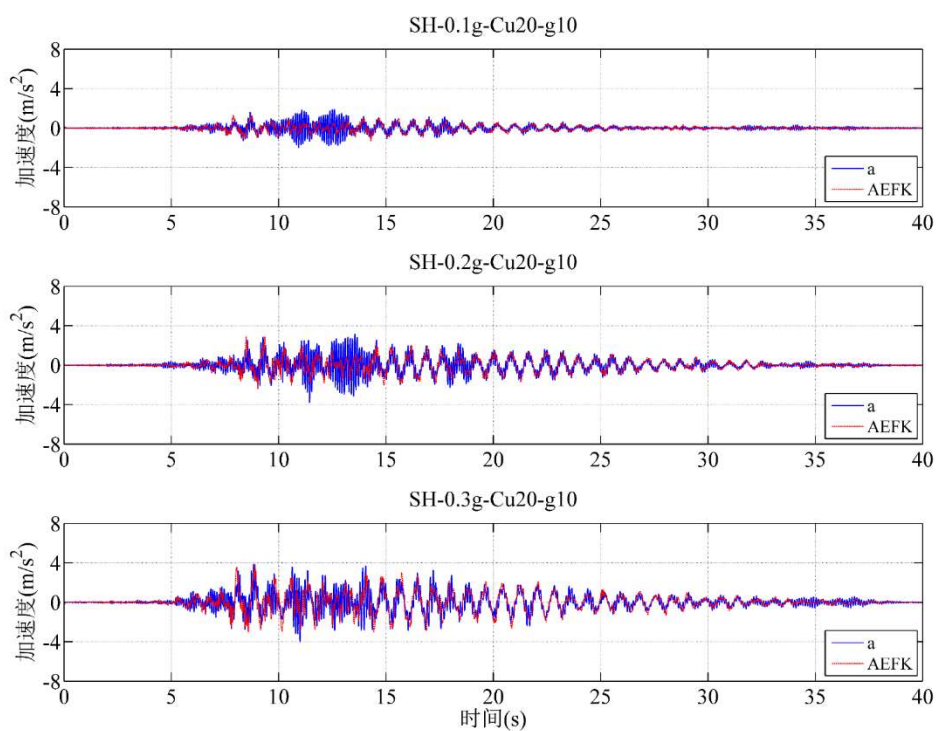
图 3.46 结构加速度识别值 (Cu20-d10)



(a) El Centro 波

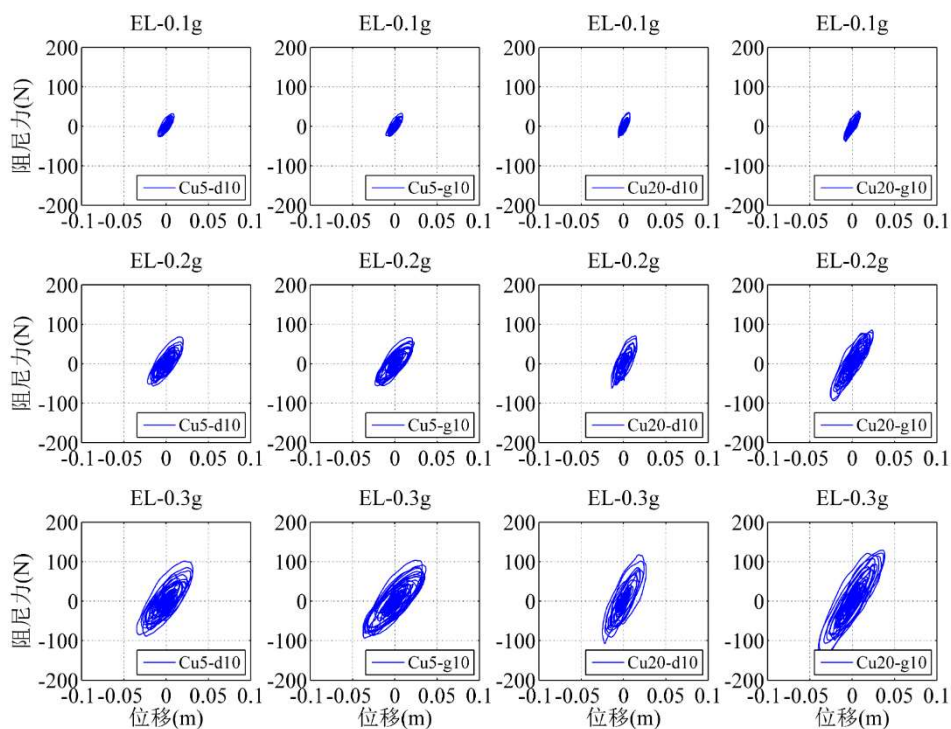


(b) 311 地震波

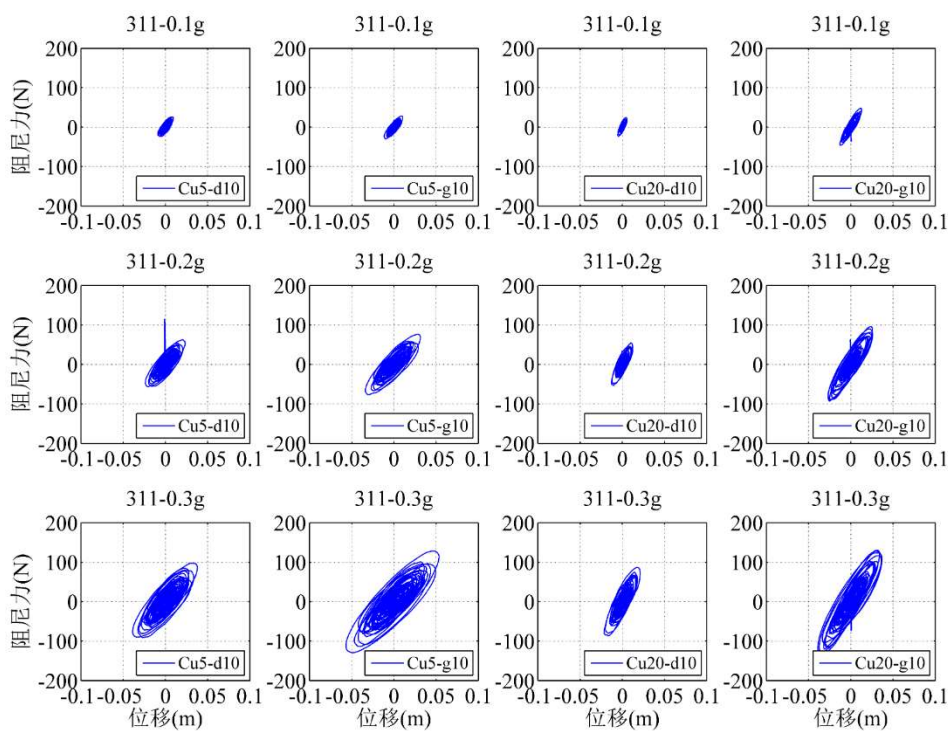


(c) 上海人工地震波 SH

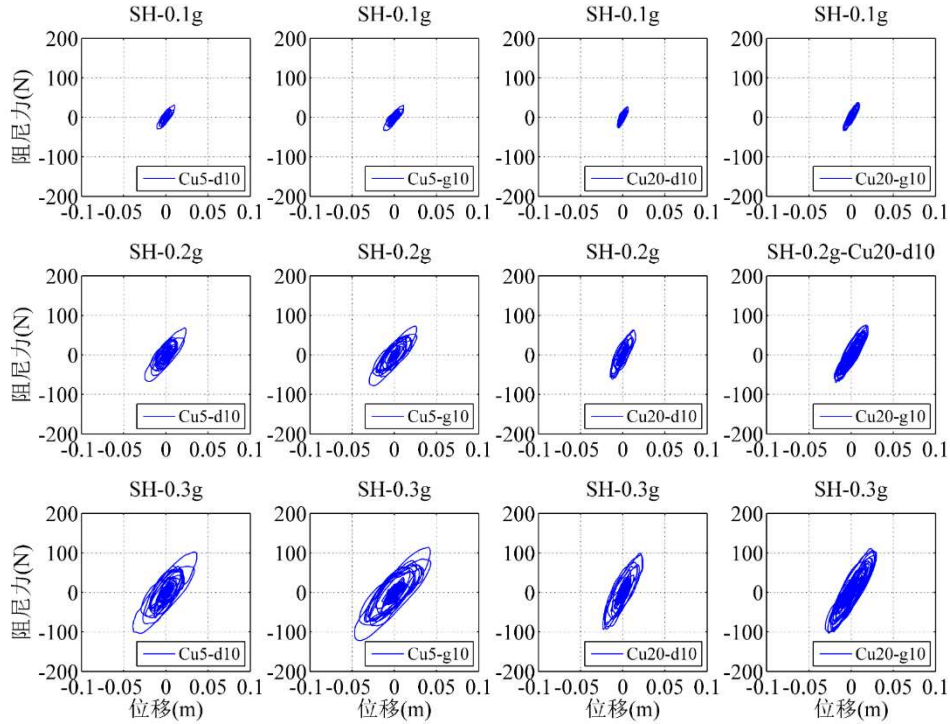
图 3.47 结构加速度识别值 (Cu20-g10)



(a) El Centro 波



(b) 311 地震波



(c) 上海人工地震波 SH

图 3.48 结构附加阻尼力识别值

假设阻尼器与结构框架串联,可利用最小二乘法拟合出的阻尼器的结构参数。阻尼器附加阻尼力的计算公式如下:

$$f_d = c_d \dot{\mu} + m_d \ddot{\mu} \quad (3.30)$$

将其表示为矩阵形式,

$$f_d = \begin{bmatrix} \dot{\mu} & \ddot{\mu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_d \\ m_d \end{bmatrix} \quad (3.31)$$

利用最小二乘法,可以得到阻尼器参数的估计值,

$$\begin{bmatrix} \hat{c}_d \\ \hat{m}_d \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \dot{\mu} & \ddot{\mu} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \dot{\mu} & \ddot{\mu} \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \dot{\mu} & \ddot{\mu} \end{bmatrix}^T f_d \quad (3.32)$$

利用最小二乘法获得阻尼器的等效阻尼和等效惯容质量,如下表所示:

表 3.6 阻尼器参数识别值

识别值 地震波		阻尼器等效阻尼 C_d (N.s/m)				阻尼器等效惯容质量刚度 M_d (kg)			
		Cu5-g	Cu5-d10	Cu20-g	Cu20-d10	Cu5-g	Cu5-d10	Cu20-g	Cu20-d10
El Centro 波	0.1g	202.74	211.74	301.19	308.02	9.91	9.20	17.44	6.49
	0.2g	175.40	198.68	309.93	318.20	11.67	10.89	19.70	8.99
	0.3g	168.36	192.17	311.12	316.82	11.91	10.99	11.67	10.96
311 地 震波	0.1g	193.23	208.35	310.11	318.15	11.24	9.93	20.10	8.67
	0.2g	161.42	184.64	316.60	324.47	12.75	10.99	23.50	12.26

	0.3g	156.33	178.04	320.12	328.54	13.03	12.21	23.81	14.13
上海人工波	0.1g	201.05	224.30	304.84	307.24	9.54	8.40	16.52	7.21
	0.2g	178.52	206.08	310.33	313.36	11.12	9.95	19.72	10.17
SH	0.3g	168.87	199.33	315.23	316.63	11.37	10.36	20.00	11.24

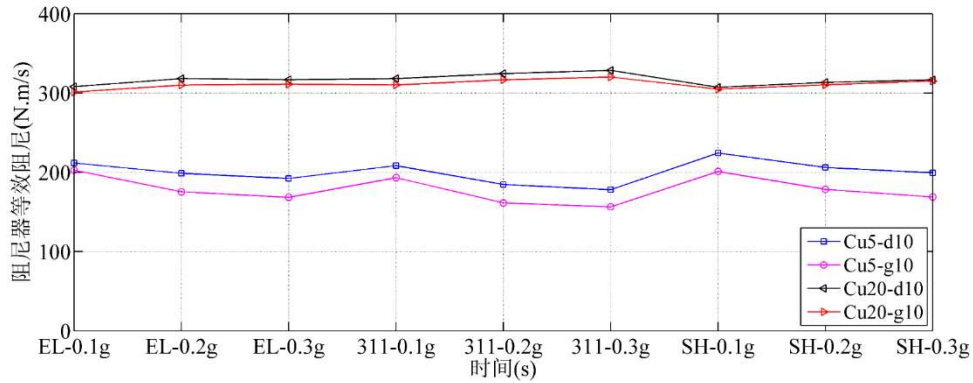


图 3.49 阻尼器等效阻尼识别值

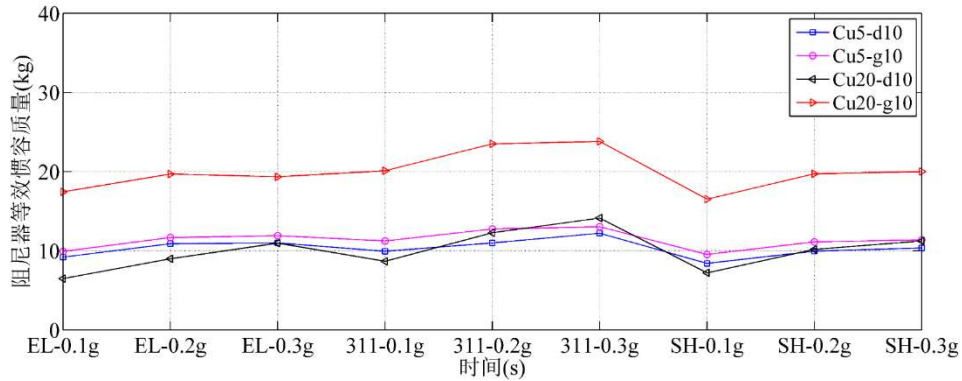


图 3.50 阻尼器等效惯容质量识别值

表 3.7 结构响应识别值

地震波	识别值	位移识别相对均方根误差 (%)		加速度识别相对均方根误差 (%)	
		AEKF-u	AEKF-a	AEKF-u	AEKF-a
El Centro 波	0.1g	8.18	5.09	8.35	4.44
	0.2g	5.92	4.42	12.79	9.46
	0.3g	6.57	7.40	8.45	7.35
311 地震波	0.1g	11.30	7.98	9.15	5.47
	0.2g	7.61	8.67	9.85	5.00
	0.3g	7.39	6.69	8.14	4.06
上海人工波 SH	0.1g	4.41	3.98	6.45	3.80
	0.2g	4.74	5.26	6.15	5.50
	0.3g	4.70	4.64	5.70	3.62

识别结果如下图所示，结果表明 AEKF 可以较为精确地识别结构的响应；基于 AEKF 可以识别出结构的附加阻尼力和阻尼器结构参数；四种不同工况的阻尼器 cu5-g10、cu5-d10、cu20-g10、cu20-d10，其中带永磁体的导体盘（cu5/20-

d10) 可产生电涡流效应, 有更好的减振作用, 提供更显著的阻尼效应; 增大惯容器质量 (增加导体盘厚度), 阻尼器结构有更好的减振作用, 提供更多的阻尼效应。

3.5 本章小结

与第二章类似, 本章将自适应卡尔曼滤波应用于消能减震结构动力系统的结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别中。在结构质量已知的前提下, 总结了外部激励已知或未知情形下, 阻尼器模型已知或未知情形下, 结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励分别识别或共同识别的问题。并通过数值算例和试验验证了不同情形下卡尔曼滤波识别方法的有效性和特点, 并总结如下:

(1) 基于自适应卡尔曼滤波的识别方法具有收敛速度快, 鲁棒性好等优点, 能很好的识别消能减震结构的结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力时程和外部激励时程。

(2) 当外部激励已知, 阻尼器模型已知的情况下, 类似于第二章 2.3.1 节, 不同的是此处需要识别的结构参数不仅是主体结构参数, 还包括阻尼器参数; 当外部激励已知, 阻尼器模型未知的情况下, 类似于第二章 2.3.2 节, 不同的是此处需要识别的不是外部激励时程, 还而是附加阻尼力时程; 当外部激励未知, 阻尼器模型已知的情况下, 类似于第二章 2.3.2 节, 不同的是此处与未知外部激励同时识别的不仅是主体结构参数, 还包括阻尼器参数。

(3) 数值结果表明对于消能减震结构, 阻尼器采用非线性 Bouc-Wen 模型, 卡尔曼滤波识别方法仍然可以有效地同时识别结构响应、结构参数和阻尼器参数。自适应扩展卡尔曼滤波与扩展卡尔曼滤波相比, 自适应扩展卡尔曼滤波可以更精确地识别结构参数, 识别收敛效果更好; 扩展卡尔曼滤波有较强的抗噪能力, 在 2% 和 5% 强度的白噪声干扰情况下, 仍然能准确识别结构参数, 但是自适应扩展卡尔曼滤波对结构参数, 尤其是阻尼参数的识别, 受噪声影响较大, 一直处于震荡状态, 无法精确收敛。与外部激励的识别类似, 卡尔曼滤波识别方法在识别附加阻尼力上的抗噪能力较差, 当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时, 无法精确识别结构的外部激励。

(4) 对于消能减震结构, 同时识别结构参数和附加阻尼力 (外部激励已知) 和同时识别结构参数、阻尼器参数和外部激励 (外部激励未知), 这两种情况本质相同, 均属于同时识别结构参数和未知外力。类似于第二章 2.3.2 节, 自适应卡尔曼滤波识别方法在同时识别结构参数和未知外力时有一定局限性, 其一抗噪能力较差, 当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时, 无法精确识别结构的附加阻

尼力或外部激励；其二识别对结构参数初始值的设定有一定要求，当结构参数初始值误差较小时（本论文初始值误差取 20%），可以通过设定合理的协方差矩阵初始值，同时识别得到结构参数和未知附加阻尼力或外部激励。

第四章 基于实际监测数据的某消能减震结构参数和附加阻尼力识别

4.1 引言

第三章介绍了消能减震结构动力系统的结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别,本章将第二章和第三章总结的自适应卡尔曼滤波识别方法应用于一幢实际的消能减震结构中。本章先介绍了某实际消能减震结构的结构概况,再基于实际监测数据识别出阻尼器的结构参数,接着将整体结构分成子结构进行分步识别,最后基于部分观测数据识别出整体结构各楼层的位移、速度和结构参数,并采用实际监测数据对识别结果进行验证。

4.2 某消能减震结构的结构概况

本文研究对象为日本仙台市东北工业大学的一幢八层钢结构行政楼,该楼建于2003年。建筑物东西向48米长,南北向9.6米长,总高度为30.8米。建筑一层和二层层高均为4米,共同构成了8米高的大空间,3楼及以上各层的结构高度均为3.8米(图4.1)。为检验该校开发的油阻尼器的性能,同时也为了提高建筑物自身的抗震性能,建筑物每层安装了8组油阻尼器,东西向4组,南北向四组,全楼总计安装了56组油阻尼器。油阻尼器由V型钢管支撑,活塞通过两端的装置固定在各层的梁上。建筑物发生层间位移后,使阻尼器的活塞发生相对运动,耗损地震输入能量。另外,为了防止阻尼器的相对变形过大,设置了限位器装置。

安装在该结构上的阻尼器分两种型号,一层阻尼器均采用同一型号,三层及以上层阻尼器采用同一型号。其中一层阻尼器设计最大抵抗力为200kN,设计最大行程为16mm,两端有8mm的缓冲垫,实际最大行程可达24mm。三层及以上层阻尼器的设计最大抵抗力为100kN,设计最大行程为8mm,两端为5mm缓冲垫,实际最大行程可达13mm。



图 4.1 钢结构行政楼

此外，在该楼的一层、四层和八层还安装了双向加速度传感器用以记录地震数据；为了获取振动中油阻尼器的受力情况，在一层和八层的阻尼器中安装了测力传感器和位移传感器，传感器布置图如图 5-2 所示。该楼建成投入使用至今，已记录下许多地震数据和油阻尼器的恢复力—位移数据，为全面分析该结构的抗震性能提供了宝贵的实测资料。

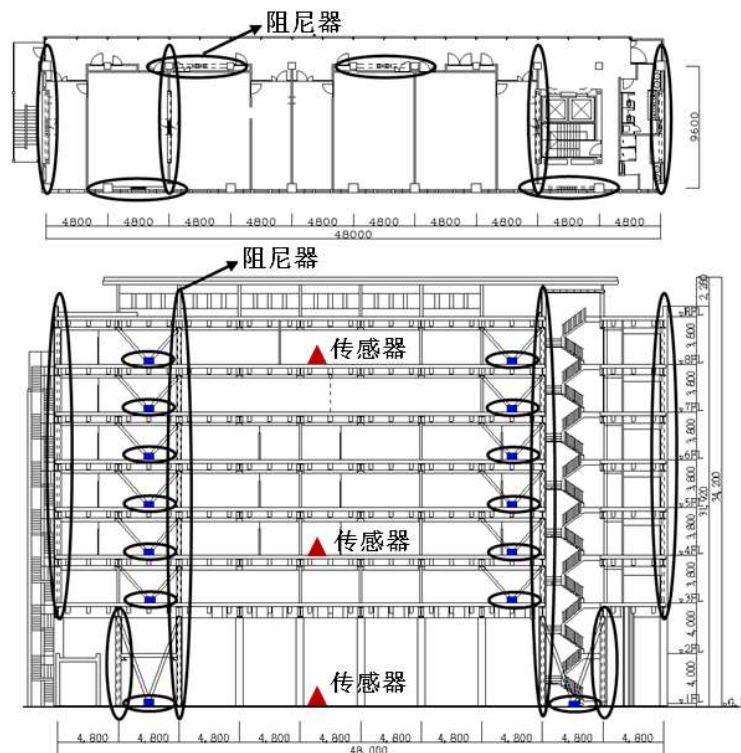
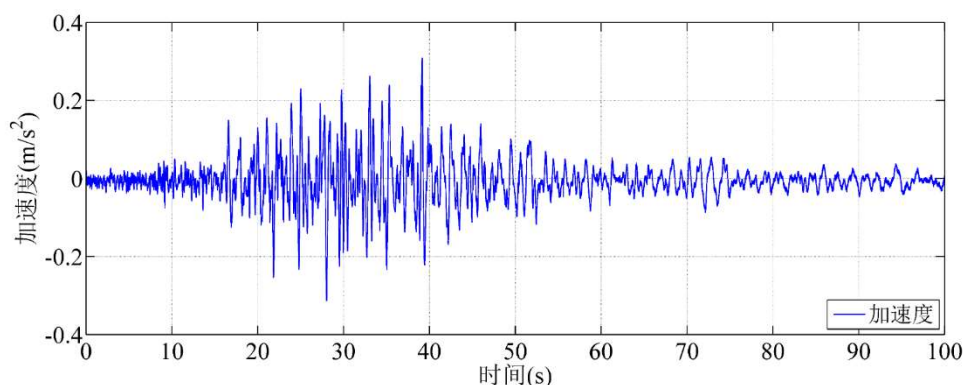


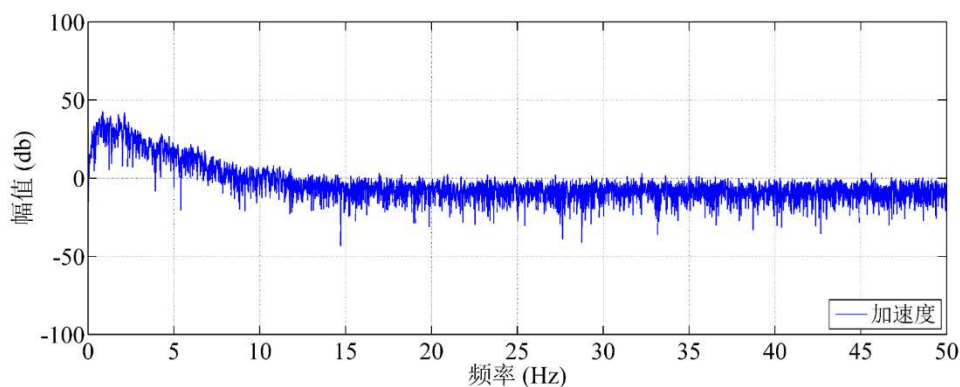
图 4.2 阻尼器及传感器布置位置

4.3 实际监测数据

本文研究采用的实际数据为2011年3月9日地震时记录的数据。2011年3月9日的地震为日本311地震的前震，加速度X向最大峰值为 0.3198m/s^2 ，Y向最大峰值为 0.2625m/s^2 。本文在结构参数识别中采用的数据为建筑物X向的监测数据，建筑物首层地板的加速度响应如图4.3所示，视为结构系统输入（结构外部激励）。建筑物四层楼面板和八层楼面板的加速度响应如图4.4和图4.5所示，视为结构系统部分输出。安装在建筑物一层和八层阻尼器的测力传感器和位移传感器测得的数据如图4.6~4.9所示。

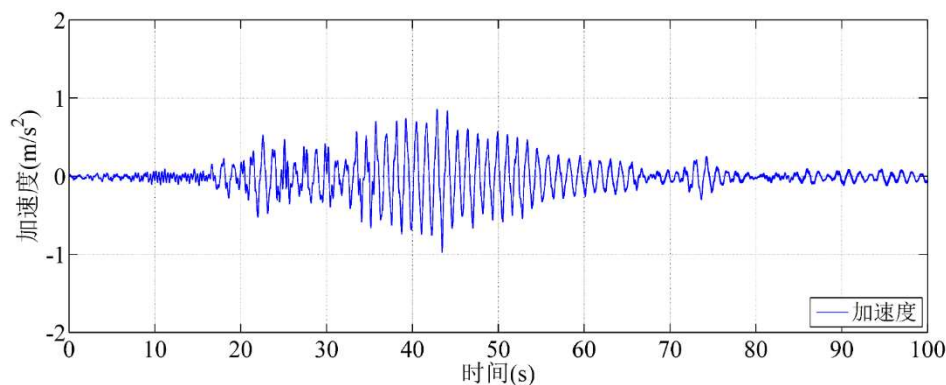


(a) 一加速度响应时程

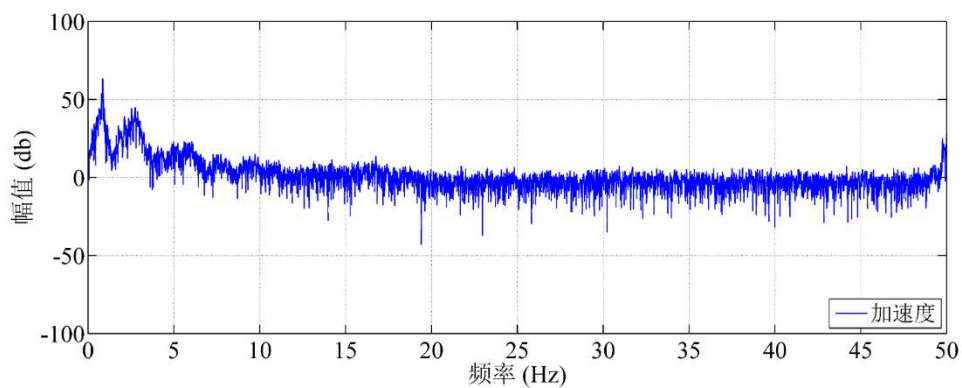


(b) 一层加速度响应频谱

图4.3 2011年3月9日结构一层加速度响应（外部激励）

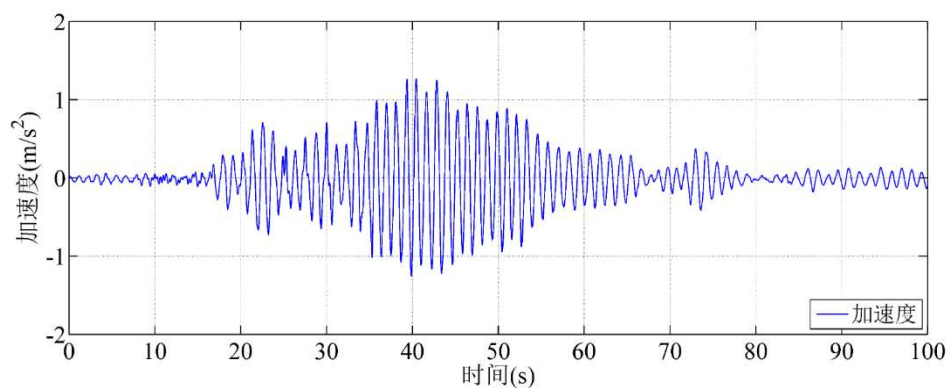


(a) 四层加速度响应时程

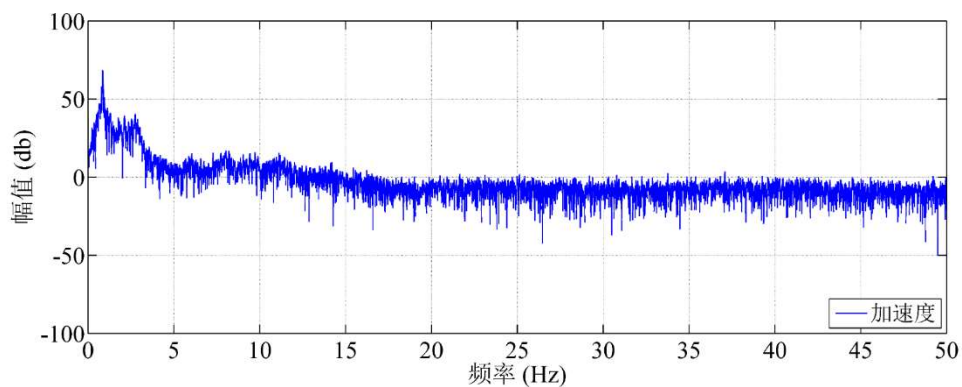


(b) 四层加速度响应频谱

图 4.4 2011 年 3 月 9 日结构四层加速度响应

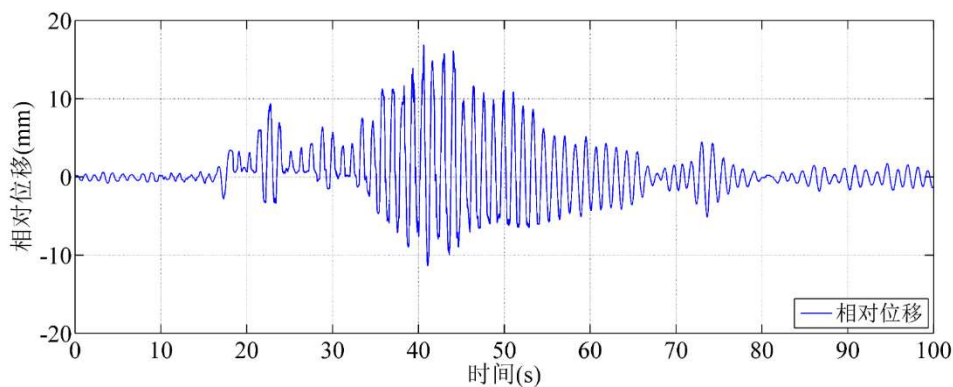


(a) 八层加速度响应时程

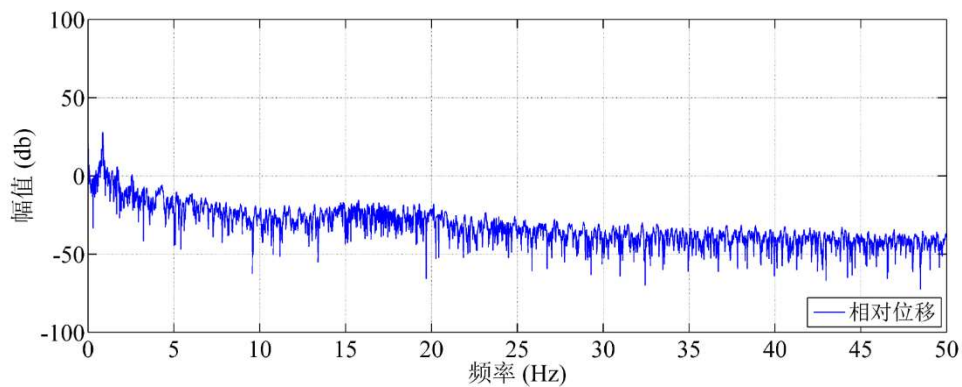


(b) 八层加速度响应频谱

图 4.5 2011 年 3 月 9 日结构八层加速度响应

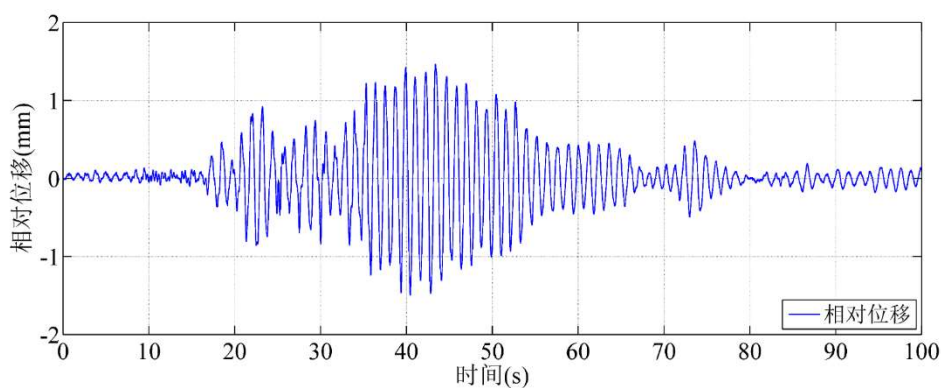


(a) 一层阻尼器相对位移响应时程

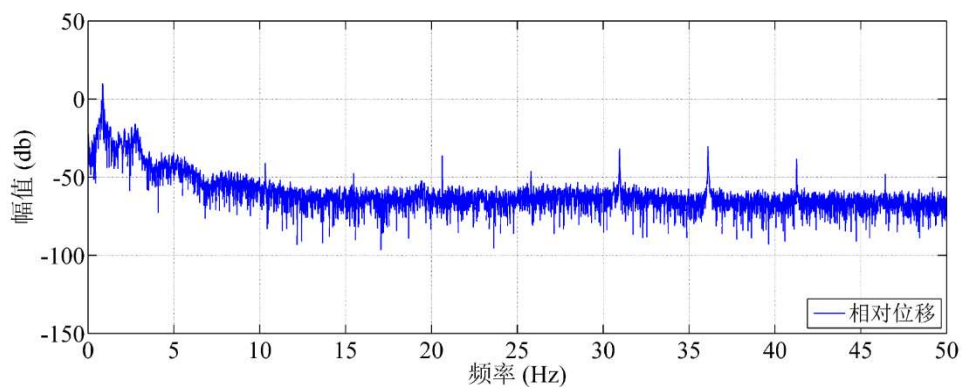


(b) 一层阻尼器相对位移响应频谱

图 4.6 2011 年 3 月 9 日一层阻尼器相对位移响应

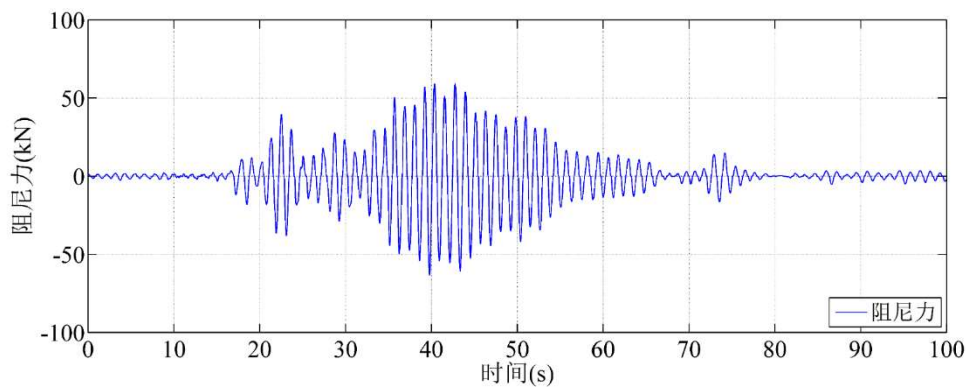


(a) 八层阻尼器相对位移响应时程

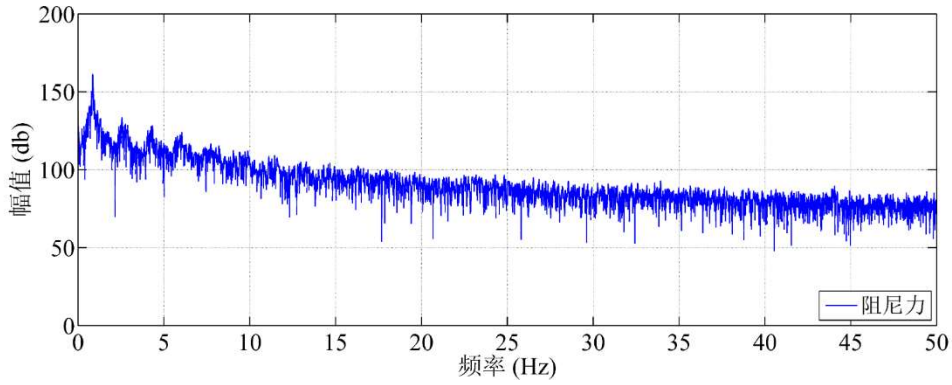


(b) 八层阻尼器相对位移响应频谱

图 4.7 2011 年 3 月 9 日八层阻尼器相对位移响应

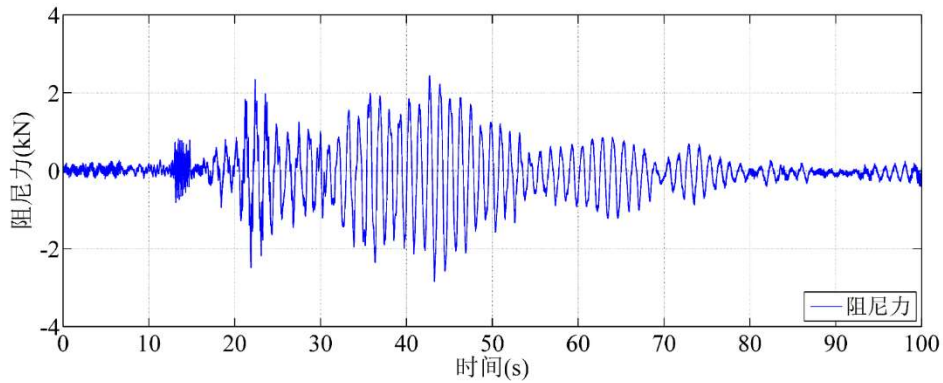


(a) 一层阻尼器阻尼力响应时程

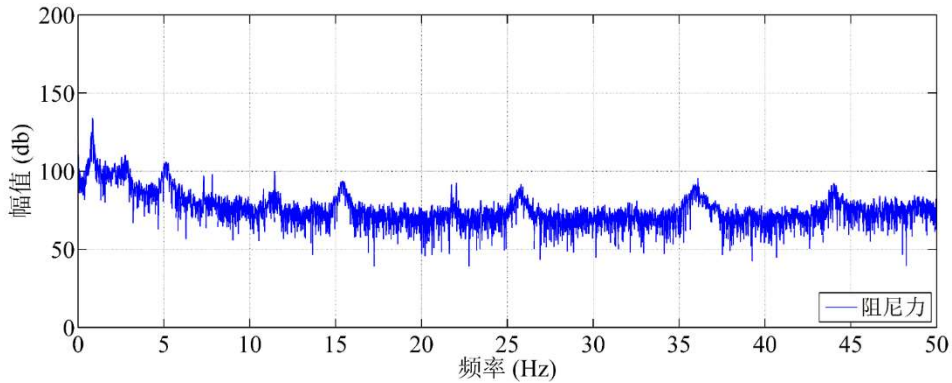


(b) 一层阻尼器阻尼力响应频谱

图 4.8 2011 年 3 月 9 日一层阻尼器阻尼力响应



(a) 八层阻尼器阻尼力响应时程



(b) 八层阻尼器阻尼力响应频谱

图 4.9 2011 年 3 月 9 日八层阻尼器阻尼力响应

4.4 基于最小二乘法的阻尼器参数识别

阻尼器模型采用 Kelvin 模型^[50], 对 2011 年 3 月 9 日记录的阻尼器恢复力和位移数据进行拟合, 利用最小二乘法拟合出的各层阻尼器的参数。阻尼器附加阻尼力的计算公式如下:

$$f_d = c_d \dot{\mu} + k_d \mu \quad (4.1)$$

将其表示为矩阵形式，

$$f_d = [\dot{\mu} \quad \mu] \begin{bmatrix} c_d \\ k_d \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

利用最小二乘法，可以得到阻尼器参数的估计值，

$$\begin{bmatrix} \hat{c}_d \\ \hat{k}_d \end{bmatrix} = ([\dot{\mu} \quad \mu]^T [\dot{\mu} \quad \mu])^{-1} [\dot{\mu} \quad \mu]^T f_d \quad (4.3)$$

其中阻尼器相对速度由阻尼器相对位移积分求得，结果如下：

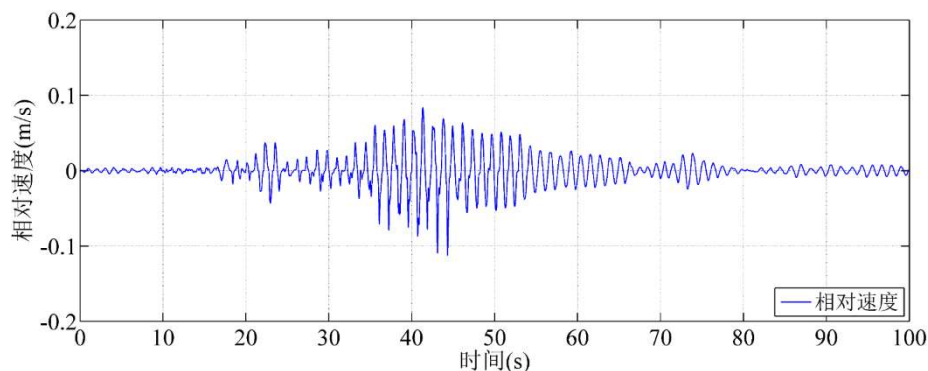


图 4.10 2011 年 3 月 9 日一层阻尼器阻尼器相对速度

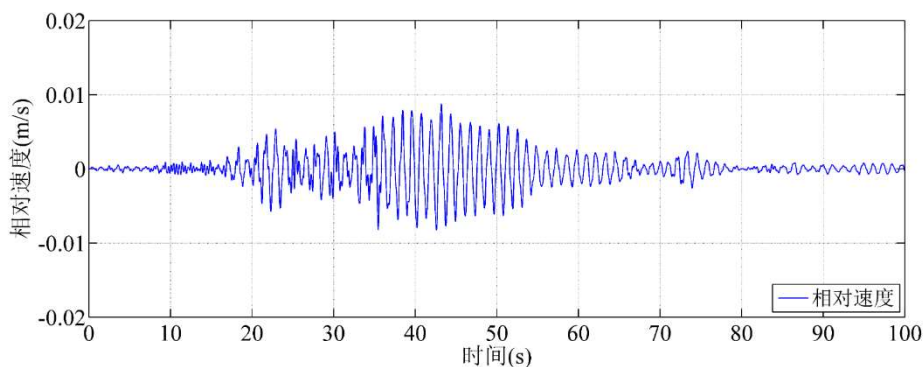
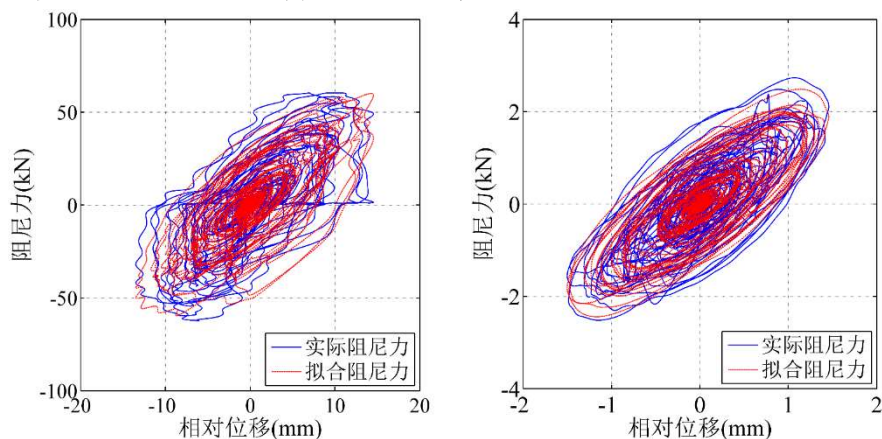


图 4.11 2011 年 3 月 9 日八层阻尼器相对速度

利用最小二乘法可以求得阻尼器的等效刚度和阻尼，结果如下图所示：



(a) 一层东西向阻尼器

(b) 八层东西向阻尼器

图 4.12 阻尼器滞回曲线对比

获得建筑一层东西向阻尼器参数为： $c_{d,1} = 458\text{kN} \cdot \text{s}/\text{m}$ 和 $k_{d,1} = 3030\text{kN}/\text{m}$ ，建筑八层东西向阻尼器的参数为： $c_{d,7} = 165\text{kN} \cdot \text{s}/\text{m}$ 和 $k_{d,7} = 1206\text{kN}/\text{m}$ 。

4.5 基于卡尔曼滤波的结构参数和附加阻尼力识别

将这幢八层钢结构行政楼简化成一个七自由度结构体系，该楼的建筑一层和建筑二层形成大空间，共同形成一个自由度记为结构一层，一层的结构质量、刚度、阻尼以及阻尼器的参数分别为 m_1 、 k_1 、 c_1 、 $c_{d,1}$ 和 $k_{d,1}$ ；建筑的三层至屋面层记为结构的二层至七层，每一层的结构质量、刚度参数、阻尼参数以及阻尼器的参数分别为 $m_2, m_3 \dots, m_7$ 、 $k_2, k_3 \dots, k_7$ 、 $c_2, c_3 \dots, c_7$ 、 $c_{d,2}, c_{d,3} \dots, c_{d,7}$ 和 $k_{d,2}, k_{d,3} \dots, k_{d,7}$ 。其中安装在结构二层至七层的阻尼器是同一种型号的，可以认为 $c_{d,2} = c_{d,3} = c_{d,4} = c_{d,5} = c_{d,6} = c_{d,7}$ 和 $k_{d,2} = k_{d,3} = k_{d,4} = k_{d,5} = k_{d,6} = k_{d,7}$ 。

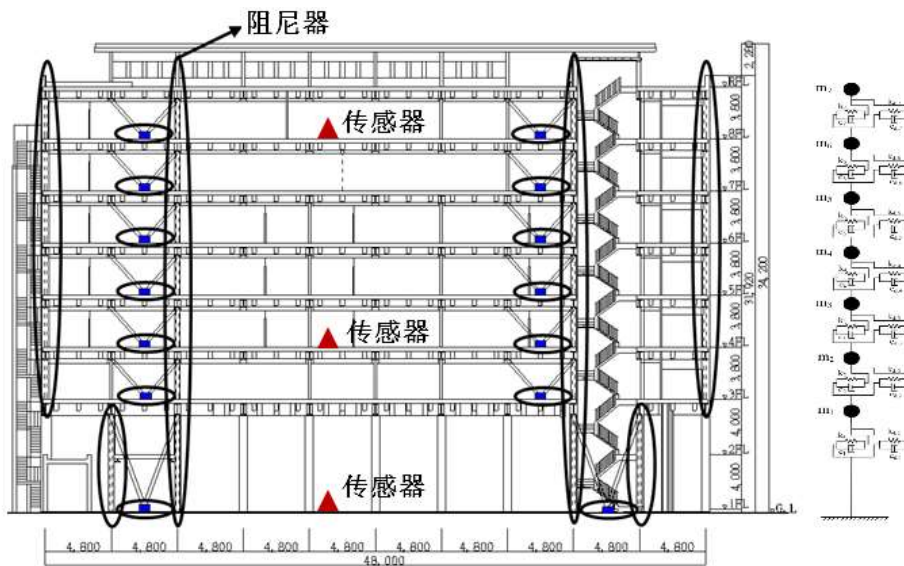


图 4.13 建筑等效七自由度结构模型

由上图可知，建筑物等效为七自由度结构模型，由于结构已知输出较少，本文采用子结构分步识别方法。将整体结构划分为两个子结构：（1）建筑八层及以上结构（结构七层）作为子结构 1；（2）建筑首层至建筑八层（结构一层至六层）作为子结构 2。具体划分方法详见图 4.8。

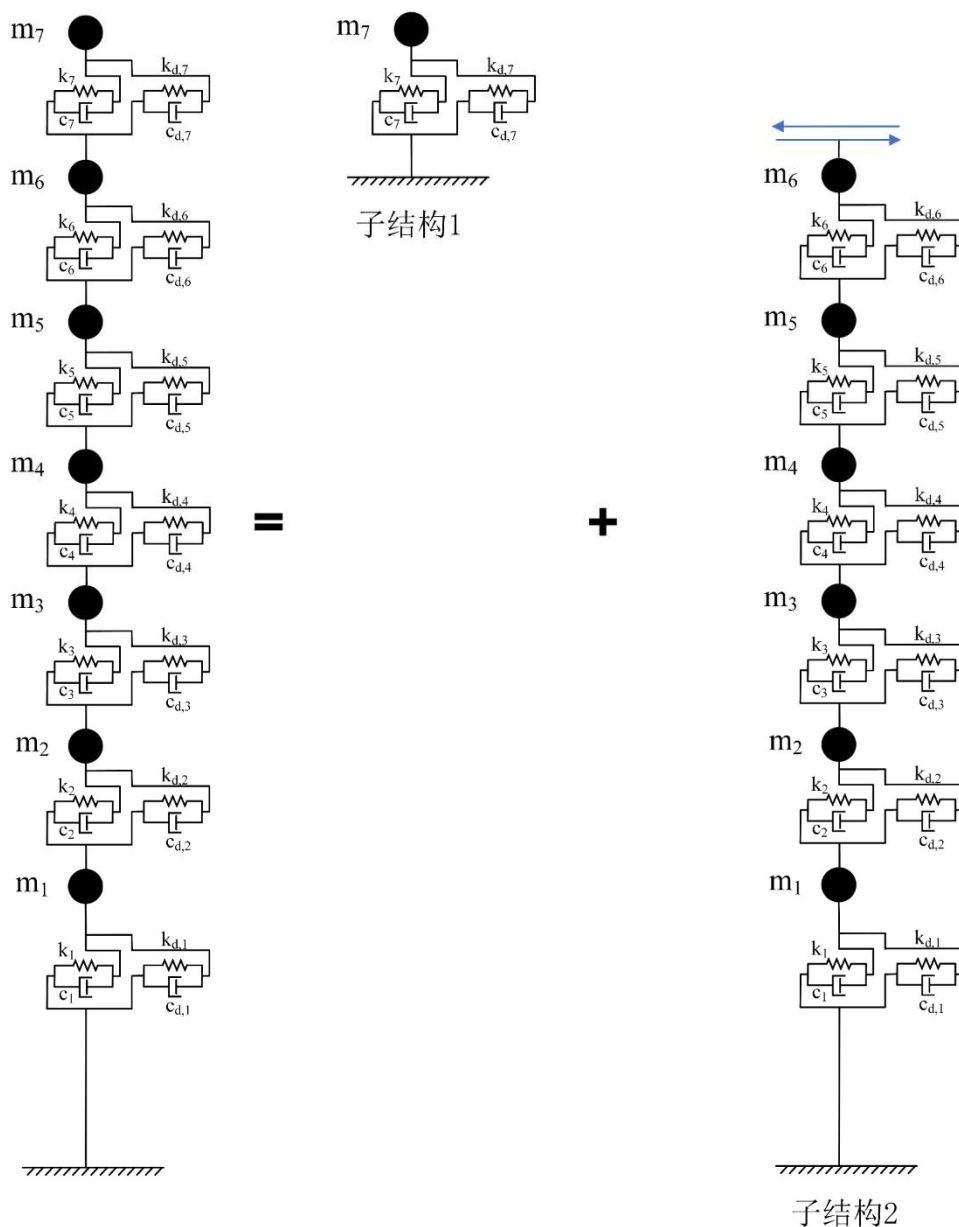


图 4.14 整体结构划分子结构

4.5.1 分步识别法-结构七层

第一步，单独分析建筑八层及以上结构（结构七层）作为子结构 1。

已知建筑八层楼面板（结构六层）的加速度 a_6 ，作为子结构 1 的系统输入；安装在建筑八层阻尼器上的位移传感器测得的相对位移视为建筑八层与屋面层的相对位移 u_{76} ，作为子结构的系统输出（观测量）；安装在建筑八层阻尼器上的力传感器测的是建筑八层阻尼器提供的附加阻尼力 $f_{d,7}$ 。

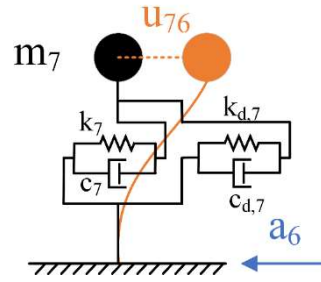


图 4.15 子结构 1 计算模型

建立单自由度结构动力系统的运动方程：

$$\begin{aligned} m_7 \ddot{\mu}_{76} + c_7 \dot{\mu}_{76} + k_7 \mu_{76} + f_{d,7} &= f_6 \\ f_{d,7} &= c_{d,7} \dot{\mu}_{76} + k_{d,7} \mu_{76} \end{aligned} \quad (4.4)$$

式中， $f_6 = -m_7 a_6$ ， f_6 为子结构外部输入， $f_{d,7}$ 为建筑八层阻尼器提供的附加阻尼力， $m_7 = 300 \times 10^3 \text{ kg}$ 。

外部激励已知，附加阻尼力已知，将系统用状态空间方程表示，令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\mu_{76} \quad \dot{\mu}_{76} \quad c_7 \quad k_7]^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成：

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\mu}_{76} \\ \ddot{\mu}_{76} \\ c_7 \\ k_7 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu}_{76} \\ \ddot{\mu}_{76} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\mu}_{76} \\ m_7^{-1} (f_6 - f_{d,7} - c_7 \dot{\mu}_{76} - k_7 \mu_{76}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

观测量为建筑八层与屋面层的相对位移：

$$y = \mu_{76} \quad (4.6)$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下：

量测噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{1 \times 1} ;$$

过程噪声协方差矩阵：

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{4 \times 4} ;$$

初始状态向量：

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \times 10^6 \\ 1 \times 10^8 \end{bmatrix} ;$$

初始状态估计误差协方差矩阵：

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^{20} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 \times 10^{20} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \times 10^{20} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \times 10^{20} \end{bmatrix};$$

识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF), 识别结果如下图所示, 其中阻尼识别结果为 $c_7 = 1.90 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, 刚度识别结果为 $k_7 = 2.68 \times 10^8 \text{ N/m}$ 。

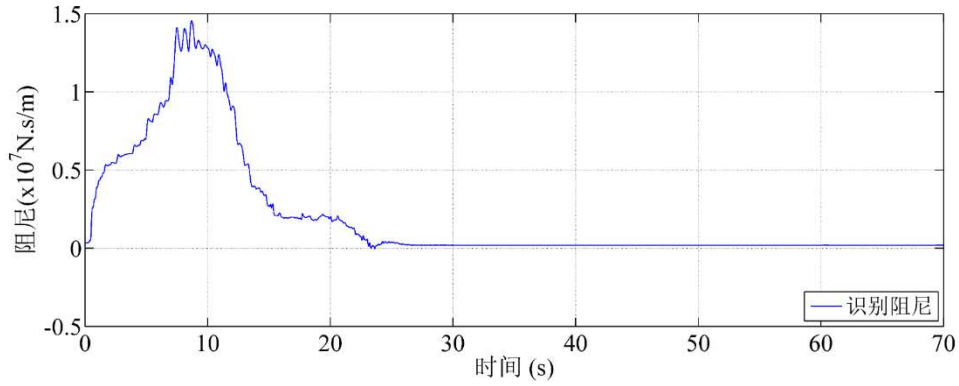


图 4.16 结构七层结构阻尼 (c_7)

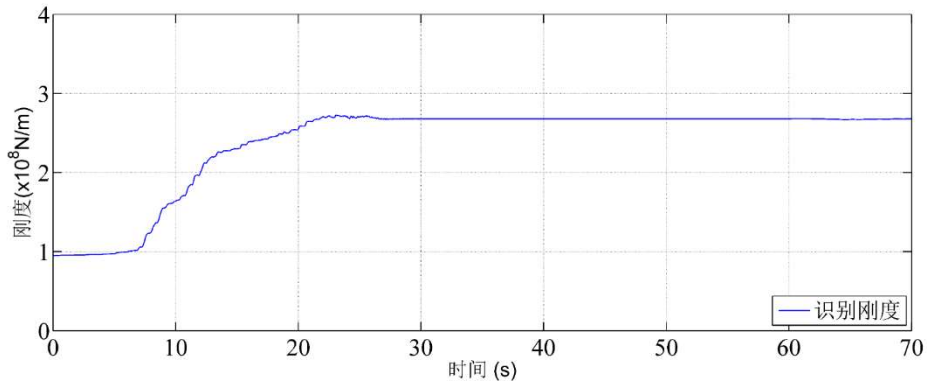


图 4.17 结构七层结构刚度 (k_7)

图 4.18 结构七层-六层相对位移 (u_{76})

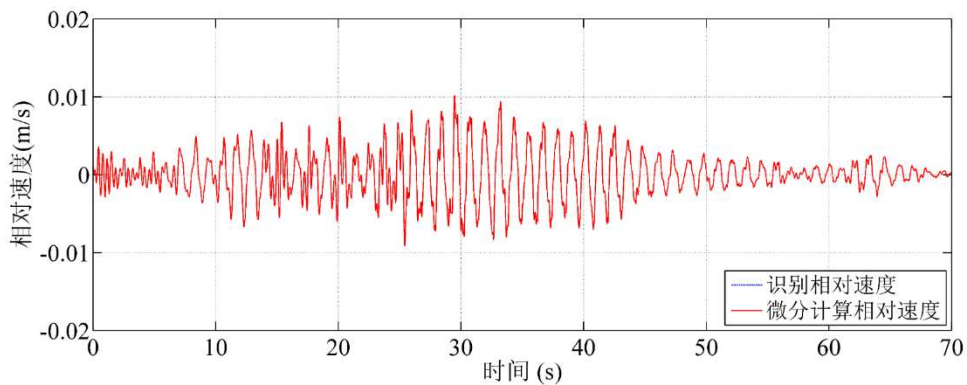


图 4.19 结构七层-六层相对速度 (\dot{u}_{76})

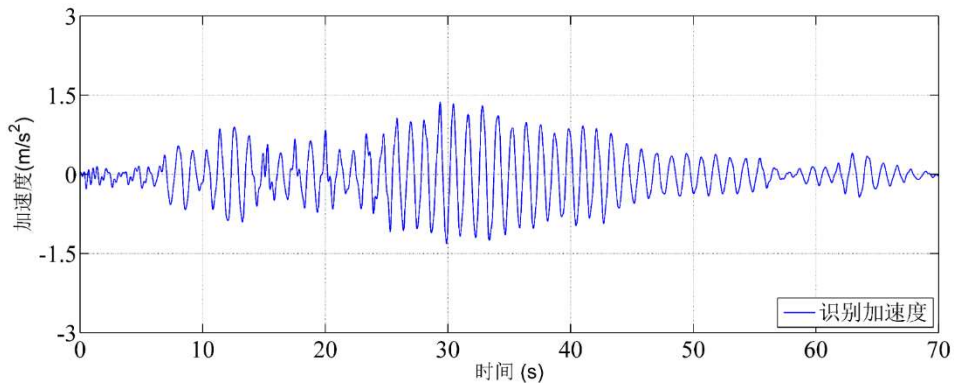


图 4.20 建筑屋顶（结构七层）绝对加速度响应

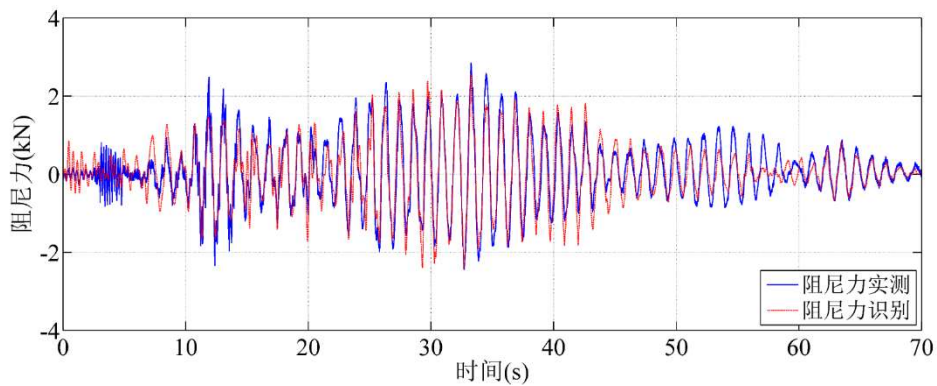


图 4.21 结构七层附加阻尼力

4.5.2 分步识别法-结构首层至六层

第二步，单独分析建筑首层至建筑八层（结构首层至六层）作为子结构 2。

利用第一步分析得到的结构参数和结构响应，识别结构一层至六层的结构参数和结构响应。

已知建筑首层的绝对加速度 a_0 ，作为子结构 2 的系统输入；安装建筑四层（结构二层）和建筑八层楼面板（结构六层）的加速度传感器测得的绝对加速度 a_2 和 a_6 作为子结构的系统输出（观测量），安装在建筑首层阻尼器上的位移传感器测得的相对位移视为结构一层相对与地面的相对位移 u_1 。

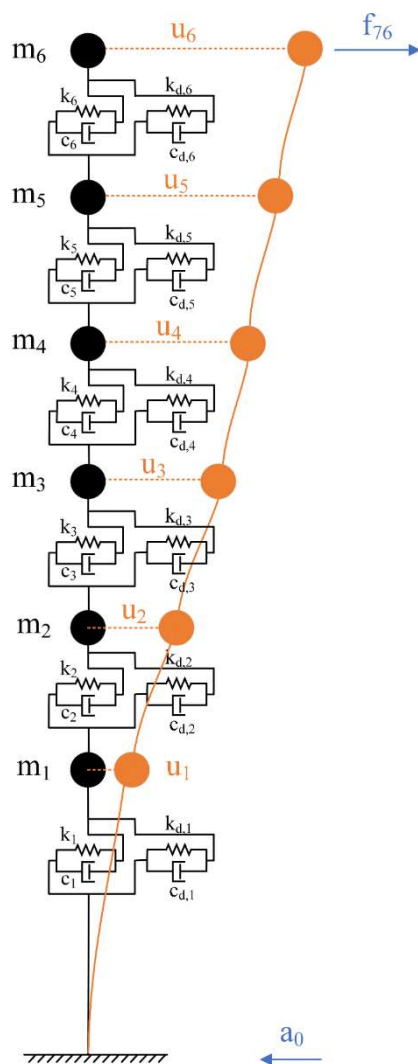


图 4.22 子结构 2 计算模型

建立六自由度结构动力系统的运动方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}_{16}\ddot{\mathbf{u}} + \mathbf{C}_{16}\dot{\mathbf{u}} + \mathbf{K}_{16}\mathbf{u} + \mathbf{f}_{d,16} &= \mathbf{f}_{16} \\ \mathbf{f}_{d,16} &= \mathbf{C}_{d,16}\dot{\mathbf{u}} + \mathbf{K}_{d,16}\mathbf{u} \end{aligned} \quad (4.7)$$

式中, \mathbf{f}_{16} 为子结构外部输入, $\mathbf{f}_{d,16}$ 为结构首层至七层阻尼器提供的附加阻尼力。

$$\mathbf{f}_{16} = \begin{bmatrix} -m_1 a_2 \\ -m_2 a_2 \\ -m_3 a_2 \\ -m_4 a_2 \\ -m_5 a_2 \\ -m_6 a_2 + f_{76} \end{bmatrix} \quad (4.8)$$

$$f_{76} = c_7 \dot{u}_{76} + k_7 u_{76} \quad (4.9)$$

式中, f_{76} 为子结构 1 相对于子结构 2 的作用力, 即结构七层相对于结构六层的作用力。由于第一步已经识别得到结构七层的结构参数, 因此子结构 2 的外部输入为已知输入。

$$\mathbf{M}_{16} = \begin{bmatrix} m_1 & & & & & & \\ & m_2 & & & & & \\ & & m_3 & & & & \\ & & & m_4 & & & \\ & & & & m_5 & & \\ & & & & & m_6 & \\ & & & & & & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 300 & & & & & & \\ & 280 & & & & & \\ & & 280 & & & & \\ & & & 280 & & & \\ & & & & 280 & & \\ & & & & & 280 & \\ & & & & & & 280 \end{bmatrix} \times 10^3 \text{kg}$$

$$\mathbf{C}_{16} = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & & & & & \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 & & & & \\ & -c_3 & c_3 + c_4 & -c_4 & & & \\ & & -c_4 & c_4 + c_5 & -c_5 & & \\ & & & -c_5 & c_5 + c_6 & -c_6 & \\ & & & & -c_6 & c_6 & \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{K}_{16} = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & & & & & \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & & & & \\ & -k_3 & k_3 + k_4 & -k_4 & & & \\ & & -k_4 & k_4 + k_5 & -k_5 & & \\ & & & -k_5 & k_5 + k_6 & -k_6 & \\ & & & & -k_6 & k_6 & \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{C}_{d,16} = \begin{bmatrix} c_{d,1} & & & & & & \\ & c_{d,2} & & & & & \\ & & c_{d,3} & & & & \\ & & & c_{d,4} & & & \\ & & & & c_{d,5} & & \\ & & & & & c_{d,6} & \end{bmatrix} = 4 \times \begin{bmatrix} 458 & & & & & & \\ & 165 & & & & & \\ & & 165 & & & & \\ & & & 165 & & & \\ & & & & 165 & & \\ & & & & & 165 & \\ & & & & & & 165 \end{bmatrix} \times 10^3 \text{N} \cdot \text{s/m}$$

$$\mathbf{K}_{d,16} = \begin{bmatrix} k_{d,1} & & & & & & \\ & k_{d,2} & & & & & \\ & & k_{d,3} & & & & \\ & & & k_{d,4} & & & \\ & & & & k_{d,5} & & \\ & & & & & k_{d,6} & \end{bmatrix} = 4 \times \begin{bmatrix} 3030 & & & & & & \\ & 1206 & & & & & \\ & & 1206 & & & & \\ & & & 1206 & & & \\ & & & & 1206 & & \\ & & & & & 1206 & \\ & & & & & & 1206 \end{bmatrix} \times 10^3 \text{N/m}$$

外部激励 \mathbf{f}_{16} 已知, 附加阻尼力 $\mathbf{f}_{d,16}$ 已知, 将系统用状态空间方程表示, 令系统状态向量 $\mathbf{x} = [\boldsymbol{\mu} \quad \dot{\boldsymbol{\mu}} \quad \boldsymbol{\theta}]^T$, 式中 $\boldsymbol{\theta}$ 为待识别的结构物理参数。需要识别的结构物理参数为建筑首层至建筑八层 (结构首层至六层) 的结构刚度和结构阻尼: $\boldsymbol{\theta} = (\mathbf{c}_{16}, \mathbf{k}_{16})^T = (c_1, c_2, c_3, c_4, c_5, c_6, k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6)^T$ 。系统的时间连续状态方程和量测方程可写成:

$$\dot{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\dot{\boldsymbol{\mu}}} \\ \mathbf{c}_{16} \\ \mathbf{k}_{16} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \dot{\dot{\boldsymbol{\mu}}} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \dot{\boldsymbol{\mu}} \\ \mathbf{M}^{-1}(\mathbf{f} - \mathbf{f}_d - \mathbf{C}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}\boldsymbol{\mu}) \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \quad (4.10)$$

观测量为部分加速度:

$$\mathbf{y} = \begin{bmatrix} a_2 \\ a_6 \end{bmatrix} = \mathbf{D} \left[\mathbf{M}_{36}^{-1}(\mathbf{f}_{36} - \mathbf{f}_{d,36} - \mathbf{C}_{36}\dot{\boldsymbol{\mu}} - \mathbf{K}_{36}\boldsymbol{\mu}) \right] + \mathbf{v} \quad (4.11)$$

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

卡尔曼滤波识别方法的初始值设定如下:

量测噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{R}_k = 1 \times 10^1 \mathbf{I}_{6 \times 6};$$

过程噪声协方差矩阵:

$$\mathbf{Q}_k = 1 \times 10^{-12} \mathbf{I}_{24 \times 24};$$

初始状态向量:

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{6 \times 1} \\ \mathbf{0}_{6 \times 1} \\ 1 \times 10^5 \cdot \mathbf{I}_{6 \times 1} \\ 1 \times 10^8 \cdot \mathbf{I}_{6 \times 1} \end{bmatrix};$$

初始状态估计误差协方差矩阵:

$$\mathbf{P} = \begin{bmatrix} 1 \times 10^6 \mathbf{I}_{6 \times 6} & & & \\ & 1 \times 10^6 \mathbf{I}_{6 \times 6} & & \\ & & 1 \times 10^{12} \cdot \mathbf{I}_{6 \times 6} & \\ & & & 1 \times 10^{18} \cdot \mathbf{I}_{6 \times 6} \end{bmatrix};$$

识别方法采用自适应扩展卡尔曼滤波(AEKF),其中结构首层至六层的阻尼参数识别结果为 $c_1=1.86 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $c_2=3.15 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $c_3=3.61 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $c_4=1.54 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$, $c_5=4.12 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$ 和 $c_6=4.94 \times 10^5 \text{ N} \cdot \text{s/m}$;其中刚度参数识别结果为 $k_1=1.12 \times 10^8 \text{ N/m}$, $k_2=2.38 \times 10^8 \text{ N/m}$, $k_3=2.38 \times 10^8 \text{ N/m}$, $k_4=2.08 \times 10^8 \text{ N/m}$, $k_5=1.06 \times 10^8 \text{ N/m}$ 和 $k_6=1.86 \times 10^8 \text{ N/m}$ 。结构响应识别结果如下图所示,

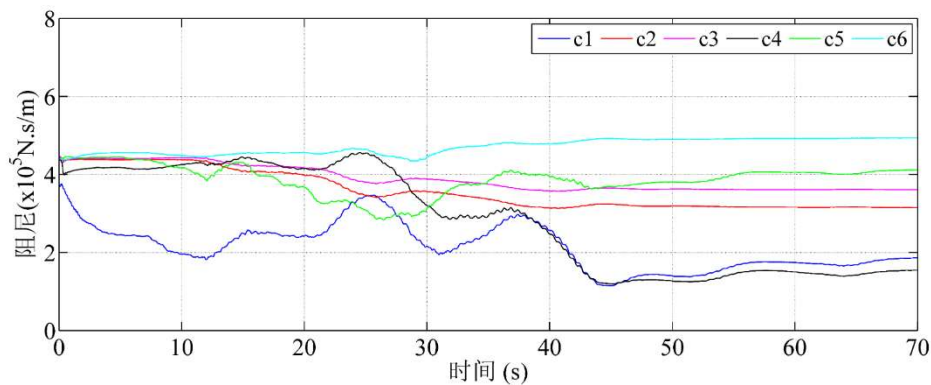


图 4.23 结构阻尼参数识别值 (子结构 2)

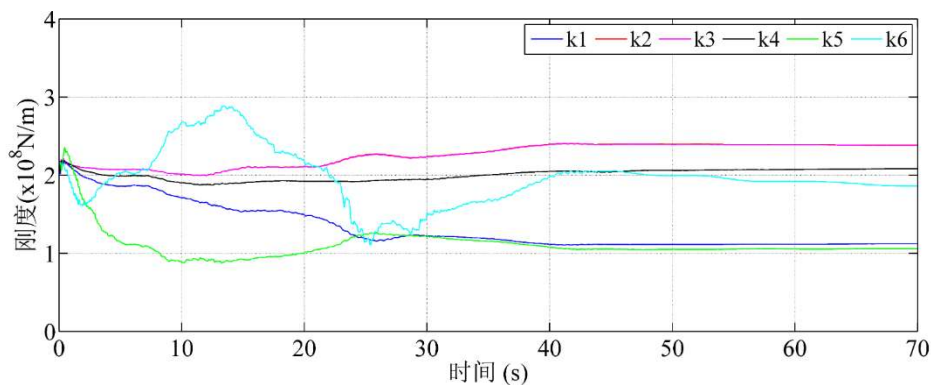
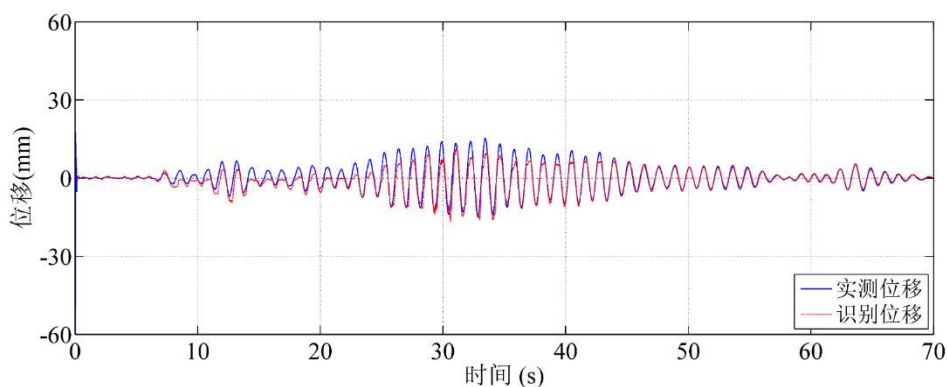
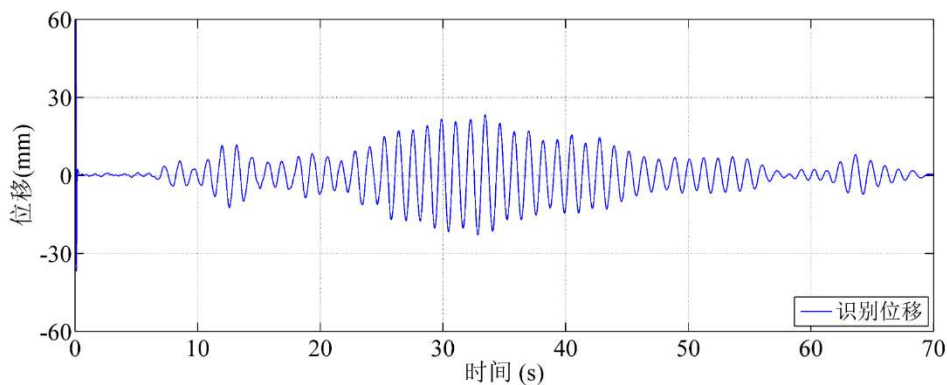


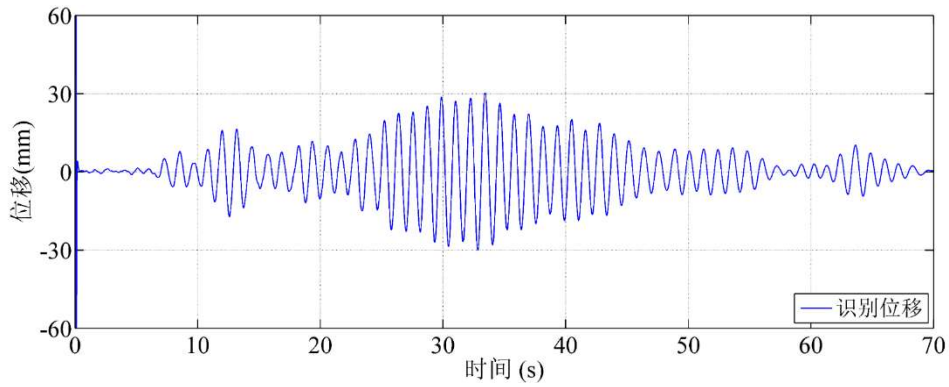
图 4.24 结构刚度参数识别值 (子结构 2)



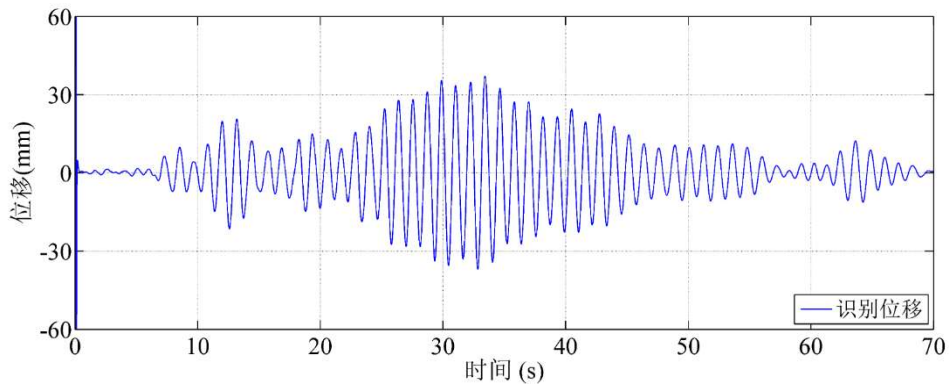
(a) 结构首层位移响应



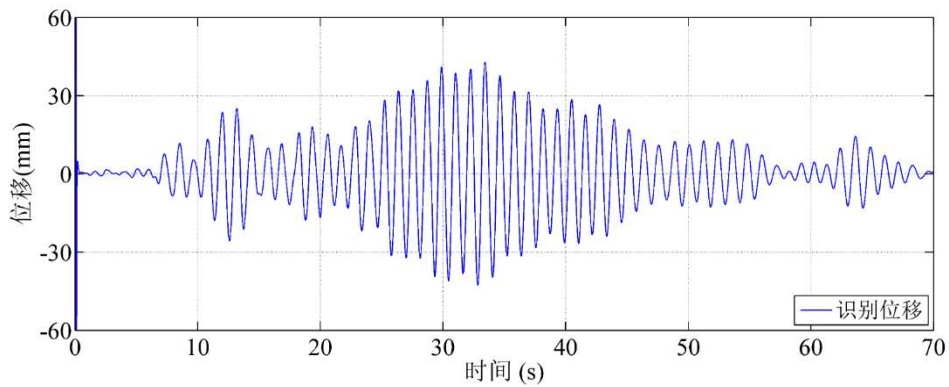
(b) 结构二层位移响应



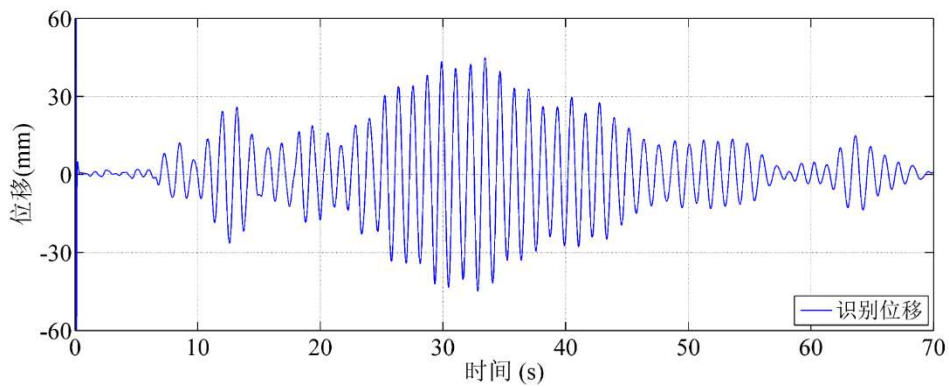
(c) 结构三层位移响应



(d) 结构四层位移响应

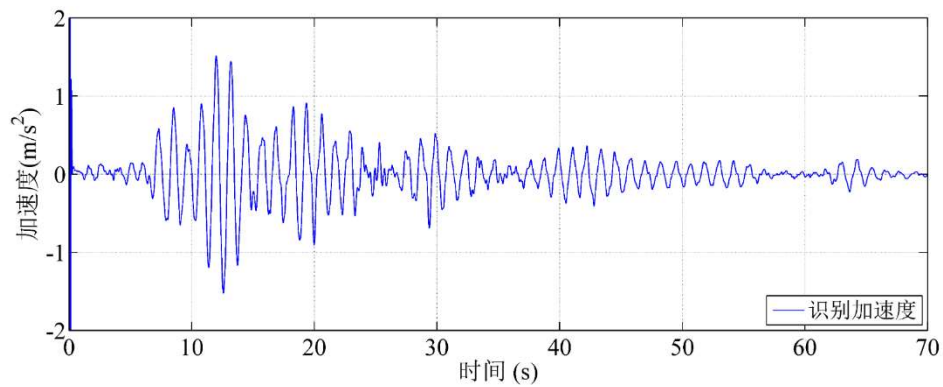


(e) 结构五层位移响应

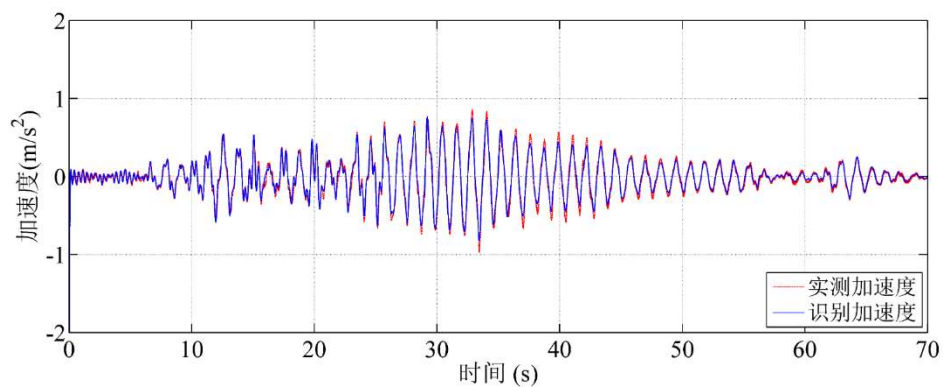


(f) 结构六层位移响应

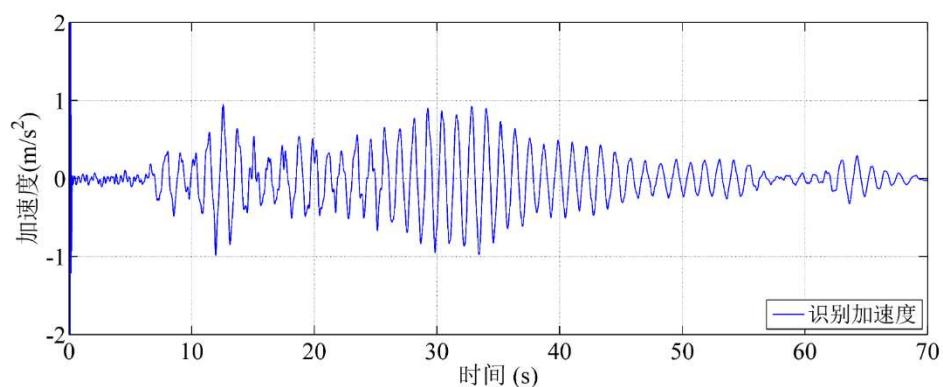
图 4.25 结构相对位移响应识别值 (子结构 2)



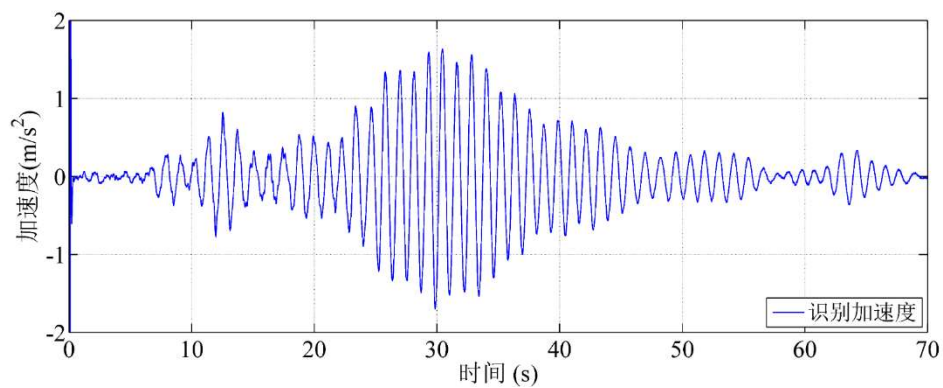
(a) 结构首层绝对加速度响应



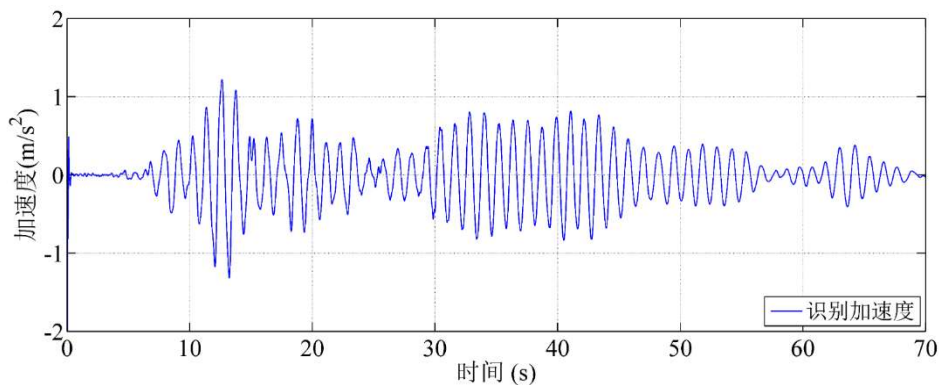
(b) 结构二层绝对加速度响应



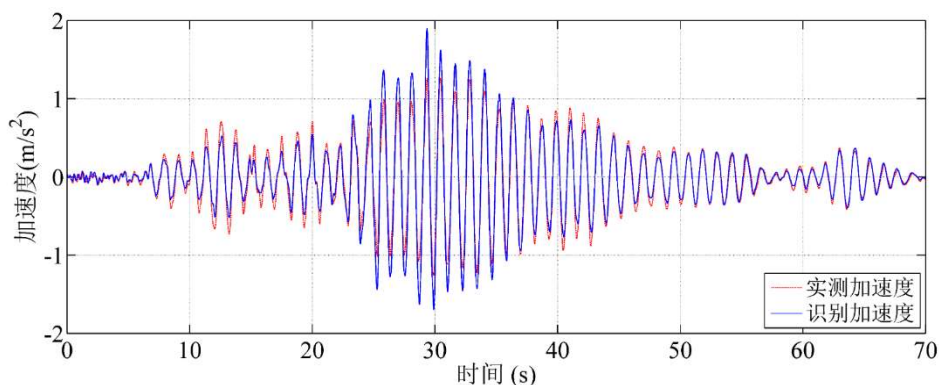
(c) 结构三层绝对加速度响应



(d) 结构四层绝对加速度响应



(e) 结构五层绝对加速度响应



(f) 结构六层绝对加速度响应

图 4.26 绝对加速度响应识别值 (子结构 2)

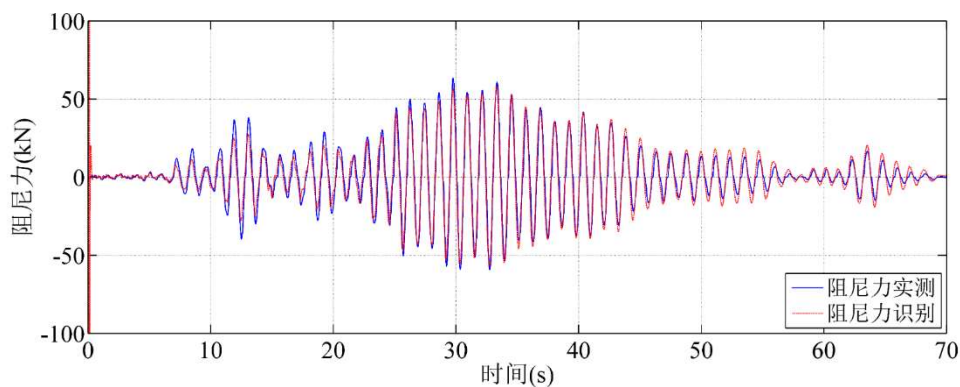


图 4.27 结构首层附加阻尼力识别值

整理识别结果，总结如下：

表 4.1 结构参数识别值

结构 楼层	质量 (kg)	阻尼 (N.s/m)	刚度 (N/m)	阻尼器阻尼 (N.s/m)	阻尼器刚度 (N/m)
1	300×10^3	1.86×10^5	1.12×10^8	4.58×10^5	3.03×10^6
2	280×10^3	3.15×10^5	2.38×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6
3	280×10^3	3.61×10^5	2.38×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6
4	280×10^3	1.54×10^5	2.08×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6
5	280×10^3	4.12×10^5	1.06×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6

6	280×10^3	4.94×10^5	1.86×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6
7	300×10^3	1.90×10^5	2.68×10^8	1.65×10^5	1.20×10^6

表 4.2 结构响应和附加阻尼力识别值

结构楼层	首层	二层	七层
位移响应识别值 幅值误差(%)	9.37	/	1.63
位移响应识别值 相对平方根误差(%)	10.18	/	2.38
加速度响应识别值 幅值误差(%)	/	10.44	49.59
加速度响应识别值 相对平方根误差(%)	/	6.69	4.63
附加阻尼力识别值 幅值误差(%)	42.70	/	5.03
附加阻尼力识别值相 对平方根误差(%)	1.95	/	7.41

4.6 识别结果验证

本文采用 2010 年 6 月 13 日地震时记录的数据来验证结构和阻尼器参数的识别结果。建立七自由度结构体系，以建筑首层楼面加速度作为系统输入，系统输入加速度的 X 向最大峰值为 0.3198m/s^2 。利用 Newmark- β 法计算结构响应，与实际监测的楼层加速度响应、位移响应和附加阻尼力做比较。验证结果如下所示，结果显示自适应卡尔曼滤波识别方法是有效的，识别结果在工程意义上满足一定的精度要求。

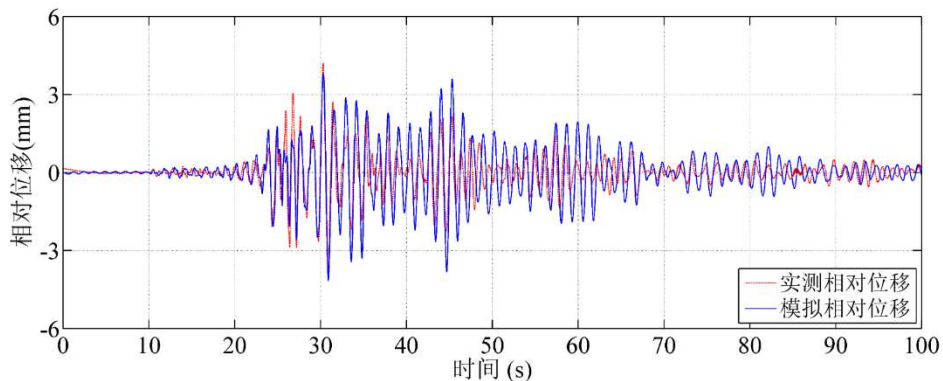


图 4.28 结构首层位移验证

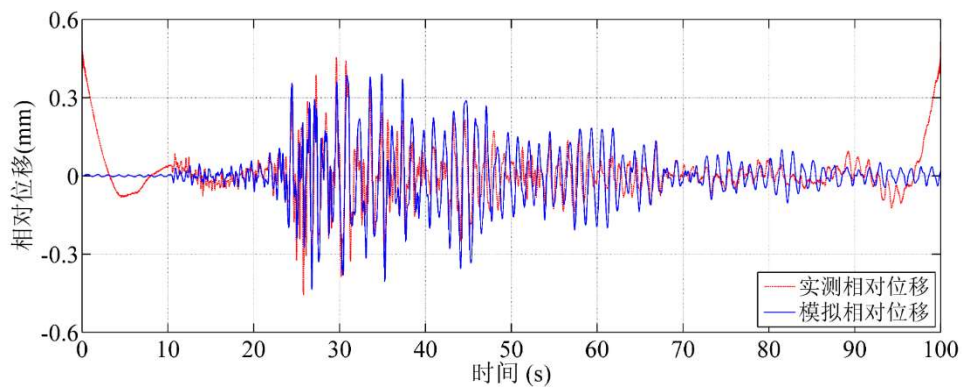


图 4.29 结构七层-六层相对位移验证

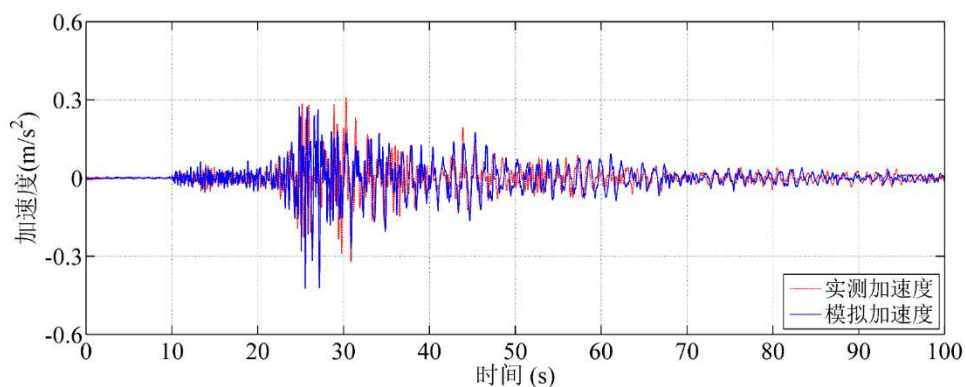


图 4.30 结构二层绝对加速度验证

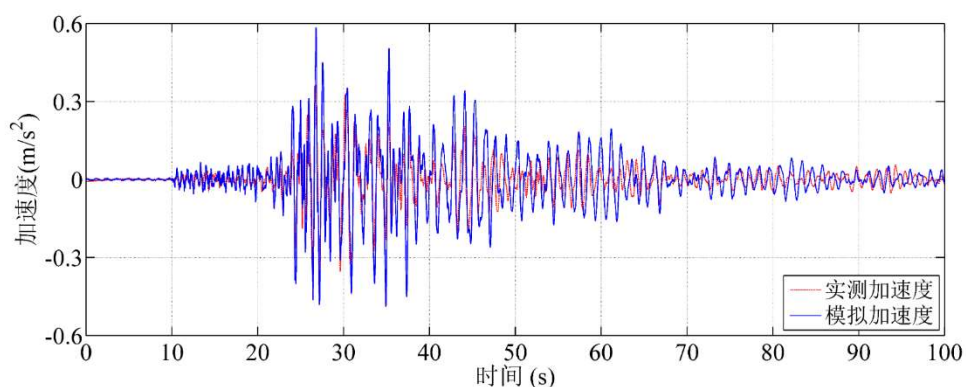


图 4.31 结构六层绝对加速度验证

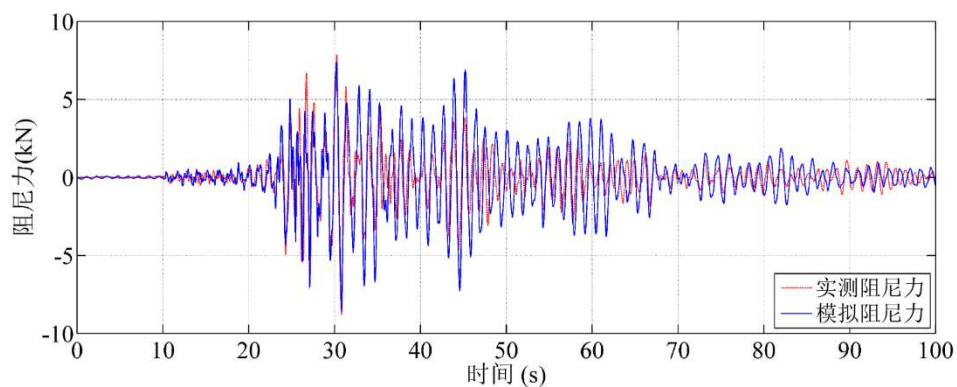


图 4.32 结构首层附加阻尼力验证

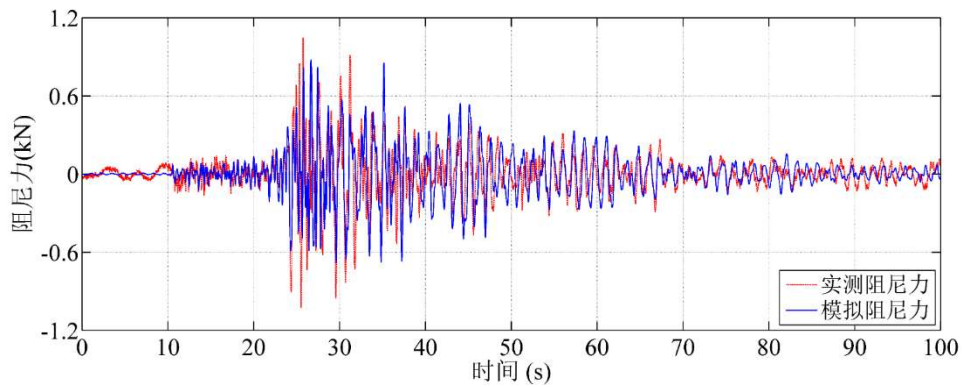


图 4.33 结构七层附加阻尼力验证

4.7 本章小结

本章基于实际监测数据分析某消能减震结构，首先通过最小二乘法识别出阻尼器结构的模型参数，接着将整体结构分成子结构进行分步识别。基于自适应卡尔曼滤波原理，在部分加速度观测数据下分布识别出整体结构各楼层的位移、速度和结构参数。根据识别结果，我们可以得出以下结论：

(1) 将建筑物等效为七自由度结构体系，并划分为两个子结构进行分步识别的方法是有效的。分步识别的方法可以充分有效地利用有限的监测数据，从而增加识别精度和可靠性。同时，每一个子结构的计算自由度减少，提升了总体识别的效率和精度。

(2) 本章将实际结构等效为理想的线性结构，识别的结构参数为等效线性结构参数。通过已有监测数据的验证，结果显示基于自适应卡尔曼滤波的识别方法是有效的，识别的结果在工程意义上满足一定的精度要求，对今后该建筑物及其他消能减震结构的系统识别和结构监测有一定的借鉴意义。

第五章 结论与展望

5.1 本文工作总结

本文旨在以自适应卡尔曼滤波器为理论基础，以结构的动力响应为观测量，建立一套较为完整的结构参数和附加阻尼力识别方法，为阻尼器本构模型研究，阻尼器设计评估提供另一个更为直接的指标。

本文第二章主要介绍了扩展卡尔曼滤波方法，并提出提高识别精度和追踪速度的自适应扩展卡尔曼滤波方法。系统研究了纯框架结构的结构参数和外部激励识别方法，并分别通过数值算例和试验验证研究了自适应卡尔曼滤波类算法的有效性和特点。第三章研究了消能减震结构的结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别方法，并分别通过数值算例和试验验证研究了卡尔曼滤波类算法的有效性和特点。第四章基于实际监测数据对某实际消能减震结构进行识别。通过分步识别的方法，将整体结构划分为子结构分别进行识别，最终基于部分结构响应得到整体结构完整的响应信息、结构刚度、结构阻尼和附加阻尼力。现将主要结论总结如下：

(1) 卡尔曼滤波识别方法在识别结构物理参数时，具有收敛速度快，鲁棒性好等优点，且自适应扩展卡尔曼滤波比扩展卡尔曼滤波有更好的收敛效果，精度更高。卡尔曼滤波识别方法在识别结构响应和结构参数上有较强的抗噪能力，在 2% 和 5% 强度的白噪声干扰情况下，能准确识别结构的响应和结构参数。但是对于自适应卡尔曼滤波方法，结构参数尤其是阻尼参数的识别受噪声影响较大，一直处于震荡状态，无法精确收敛。

(2) 卡尔曼滤波识别方法可以基于部分观测量识别出整体楼层的结构响应和参数。本文基于一个五自由度结构数值算例，在已知其中三层或更多楼层的结构响应时，大部分情况下可以准确识别出各楼层的结构响应和参数。但当只知道其中二层或更少楼层的结构响应时，则大多数情况下无法准确识别出各楼层的结构响应和参数。

(3) 当结构参数已知，卡尔曼滤波识别方法可以精确识别出结构的外部激励；对于消能减震结构，当结构参数和外部激励已知，卡尔曼滤波识别方法可以精确识别出结构的附加阻尼力。但是该方法的抗噪能力较差，当观测量施加超过 1% 的随机白噪声时，无法精确识别结构的附加阻尼力或外部激励。

(4) 对于消能减震结构，同时识别结构参数和附加阻尼力（外部激励已知）和同时识别结构参数、阻尼器参数和外部激励（外部激励未知），这两种情况本

质相同,均属于同时识别结构参数和未知外力。当结构参数初始值误差较小时(本论文初始值误差取 20%),可以通过设定合理的协方差矩阵初始值,未知输入力-卡尔曼滤波方法可以同时识别出结构参数和未知附加阻尼力或外部激励。但当初始值误差较大时,结构参数难以收敛到真实值。

(5) 本文基于实际监测数据识别出阻尼器结构的模型参数,接着通过分步识别的方法,将整体结构分成两个子结构进行分步识别,从而基于部分观测数据分布识别出整体结构各楼层的位移、速度和结构参数。并通过已有监测数据对识别结果进行验证,结果显示基于卡尔曼滤波的识别方法是有效的,识别的结果在工程意义上满足一定的精度要求,对今后该建筑物的进一步识别和监测有一定的指导意义。

5.2 研究展望

本文以卡尔曼滤波为理论基础,以识别结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励为目标,做了一定研究,也取得了一定的研究成果,不过,若要将结构参数、阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别方法大量在实际工程中应用,目前还存在以下几方面问题需要进一步研究:

(1) 结构物理参数识别是附加阻尼力识别的基础,结构物理参数识别的准确性很大程度上决定了阻尼器参数、附加阻尼力和外部激励识别的准确性。对于小型线性及非线性结构及其数值模拟,本文提出的四阶四段龙格库塔—卡尔曼滤波器可以很好的完成结构物理参数识别的任务。对于大型且处于强非线性状态的结构,则需要开发鲁棒性更强,精度更高的非线性参数识别方法。

(2) 实际的实验数据及监测数据更加复杂,噪声的影响更加明显,结构的模型更加难以描述,本文提出的附加阻尼力或外部激励识别方法抗噪性能较弱,需要开展进一步研究克服这些方法的缺点。

(3) 本文提出的自适应卡尔曼滤波识别方法可以同时识别结构参数和附加阻尼力或外部激励。但方法有一定局限性,即对结构参数初始值的设定有一定要求,当结构参数初始值误差较小时(本论文初始值误差取 20%),可以通过设定合理的协方差矩阵初始值,同时识别得到结构参数和未知附加阻尼力或外部激励。实际工程中,可能无法得到较为准确合理的结构参数初始预估值,因此,需要开展进一步研究提高该方法的适用性,进一步提高结构参数与附加阻尼力或外部激励同时识别的精度。

致谢

行文至此，三年的硕士生涯即将画上句号，我也即将踏入新的人生征途。回望过去三年，硕士学位论文在完成的过程中得到了很多的帮助，我心存感激。

本文能得以完成，首先感谢我的导师薛松涛老师与副导师谢丽宇老师，论文的选题、撰写到定稿，都渗透着两位导师的心血。薛老师性格洒脱、学识渊博，广阔的国际视野给我留下了难以磨灭的印象。谢老师平易近人，年轻有为，思维活跃，治学严谨，感谢他在学术上给予的悉心指导以及在生活上给予的关怀。论文从选题、研究方向的把握、到论文的修改、资料的收集、成稿，谢老师始终给予了许多指导，与谢老师关于课题的交流中，我获得很多有益的启发，正是这些启发与对疑问的破解提高了我分析问题与解决问题的能力。感谢薛老师和谢老师。

感谢振动与控制研究室的唐和生老师，唐老师治学严谨，大气洒脱，在学术研究和未来规划上给予了我很多帮助与支持。

感谢土木工程学院结构防灾减灾系的张凤亮老师，鲁正老师，卢文胜老师等。老师们在学术研究、课题项目和未来规划中给予了我很多帮助

感谢郑学胜师兄在课题选择上给予的巨大帮助。

感谢杨鹏超师兄，李大伟师兄在理论学习，学术研究和未来规划中给予的帮助，与你们交流我获益匪浅。向师兄学习。

感谢同门徐康乾、陈依珂、陈实、班鑫磊、郭雪媛、仝运佳，怀恋研一大家一起上课学习玩耍的日子，怀恋大家在教研室一起探讨学术的日子，友谊长存。

同时要感谢的还有：研二的陈子旻、赵涛涛、管帅、王云骞师弟，薛智奇师妹；研一的康建飞、易卓然、陈豪、濮昱师弟，曾璟琳、吴雅琴、冉凌霄师妹；已毕业的李林、蒋灿、余必龙、杨桂权、张昕宇，陈杉杉，凌塑奇，赵金海师兄，黄志云师姐。教研室大家庭很温暖，很舒服。

感谢我的家人和朋友们，在学术和生活的路上支持我、陪伴我和帮助我。

感谢我的室友邬镇伦，怀恋和你一起打球健身，吃喝玩乐的日子，友谊长存。

感谢我的人生伴侣胡若飞，我们是属于彼此最重要的存在。

参考文献

- [1]. Housner, G.W., et al., Structural Control: Past, Present, and Future. *Journal of Engineering Mechanics*, 1997. 123(9): p. 897-971.
- [2]. 郝霖霏等, 加固后东北大学建筑系大楼在3·11地震中损坏原因分析. *结构工程师*, 2015. 31(02): 第67-79页.
- [3]. 谢丽宇, 唐和生, 薛松涛. 首例油阻尼器破坏对结构设计经验教训——日本3·11地震的启示[J]. *结构工程师*, 2015, 31(2):2-9.
- [4]. Cao, M., et al., Study on A Real 8F Steel Building with Oil Damper Damaged During the 2011 Great East Japan Earthquake.
- [5]. Johnson, E.A., et al., The Phase I IASC—ASCE structural health monitoring benchmark problem using simulated data. *Journal of Engineering Mechanics*, 2004. 130(1): p. 3-15.
- [6]. Shi, C.X., Q.F. Luo and W.X. Shi, Hilbert-Huang Transform Based Approach for Structural Damage Detection. *Journal of Tongji University*, 2005. 33(1): p. 16-20.
- [7]. Yang, J.N. and S. Lin, Identification of Parametric Variations of Structures Based on Least Squares Estimation and Adaptive Tracking Technique. *Journal of Engineering Mechanics*, 2005. 131(3): p. 290-298.
- [8]. Alberto, C. and M. Stefano, Parameter identification in explicit structural dynamics: performance of the extended Kalman filter. *Computer Methods in Applied Mechanics & Engineering*, 2004. 193(36): p. 3807-3835.
- [9]. Jeen-Shang L, Yigong Z. Nonlinear structural identification using extended kalman filter[J]. *Computers & Structures*, 1994, 52(4):757-764.
- [10]. Reif K, Gunther S, Yaz E, et al. Stochastic stability of the discrete-time extended Kalman filter[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1999, 44(4):714-728.
- [11]. Sato, M., H^∞ Filter design for linear parameter-varying systems using parameter-dependent lyapunov functions. *Ifac Proceedings Volumes*, 2006. 39(9): p. 441-446.
- [12]. Schrader, D.M., T. Yoshida and K. Iguchi, Binding energies of positronium fluoride and positronium bromide by the model potential quantum Monte Carlo method. *Journal of Chemical Physics*, 1993. 98(9): p. 7185-7190.
- [13]. Grewal, M.S., V.D. Henderson and R.S. Miyasako, Application of Kalman Filtering to the Calibration and Alignment of Inertial Navigation Systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 1991. 36(1): p. 3-13.
- [14]. Azam, S.E., et al., Experimental validation of the Kalman-type filters for online and real-time state and input estimation. *Journal of Vibration and Control*, 2015. 23(15): p. 2494-2519.
- [15]. Kalman R E. A New Approach To Linear Filtering and Prediction Problems[J]. *Journal of Fluids Engineering*, 1960.
- [16]. Simon, D.J., *Optimal State Estimation: Kalman, H^∞ , and Nonlinear Approaches*. 2006.
- [17]. Senne, K., Review of Stochastic Processes and Filtering Theory - Andrew H. Jazwinski. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2003. 17(5): p. 752-753.

- [18]. Chen, S., et al., A method for the selection of sensor and actuator locations. *Acta Mechanica Sinica*, 1998. 14(4): p. 353-362.
- [19]. Ying, L. and Y. Jiang, Structural Damage Detection Technique with Limited Input and Output Measurement Signals. *Journal of Vibration Measurement & Diagnosis*, 2012. 28(5): p. 229-243.
- [20]. Ying, L., W. Yan and L. Tao, Identification of non-linear structural parameters under limited input and output measurements. *International Journal of Non-Linear Mechanics*, 2012. 47(10): p. 1141-1146.
- [21]. 雷鹰, 倪萍禾与刘朝, 有限观测绝对加速度响应下剪切框架在未知地震作用下损伤诊断. *振动与冲击*, 2012. 31(06): 第96-99页.
- [22]. 程骄阳, 许斌与贺佳, 基于部分加速度测量的结构Bouc-Wen非线性恢复力及质量识别. *噪声与振动控制*, 2018. 38(02): 第179-187页.
- [23]. Wang D, Haldar A. System Identification with Limited Observations and without Input[J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 1997, 123(5):504-511.
- [24]. Liu, L., Y. Lei and M. He, A Two-stage Parametric Identification of Strong Nonlinear Structural Systems with Incomplete Response Measurements. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 2016. 16(04): p. 1640022.
- [25]. Hu, G., et al., Modified strong tracking unscented Kalman filter for nonlinear state estimation with process model uncertainty. *International Journal of Adaptive Control & Signal Processing*, 2016. 29(12): p. 1561-1577.
- [26]. Julier, S.J. and J.K. Uhlmann, Unscented Filtering and Nonlinear Estimation. *Proceedings of the IEEE*, 2004. 92(3): p. 401-422.
- [27]. Julier S J. The scaled unscented transformation[C]// American Control Conference, 2002. *Proceedings of the 2002. IEEE*, 2002.
- [28]. Wan E A, Merwe R V D. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]// *Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium (Cat. No.00EX373)*. IEEE, 2000.
- [29]. Wu, M. and A.W. Smyth, Application of the Unscented Kalman Filter for Real-time Nonlinear Structural System Identification. *Structural Control & Health Monitoring*, 2010. 14(7): p. 971-990.
- [30]. Chatzi, E.N. and A.W. Smyth, The Unscented Kalman Filter and Particle Filter Methods for Nonlinear Structural System Identification with Non-collocated Heterogeneous Sensing. *Structural Control & Health Monitoring*, 2010. 16(1): p. 99-123.
- [31]. Jazwinski, A.H. and C. Hipkins, *J-Adaptive Estimation with Estimated Noise Statistics*. 1975.
- [32]. Liu, S. An adaptive Kalman filter for dynamic estimation of harmonic signals. in *International Conference on Harmonics & Quality of Power*. 1998.
- [33]. Yang J N, Lin S , Zhou L . Identification of parametric changes for civil engineering structures using an adaptive Kalman filter[J]. *Proceedings of SPIE - The International Society for Optical Engineering*, 2004, 5391.
- [34]. 李晓明, 赵长胜, 张立凯. 自适应平方根无迹粒子滤波算法及其应用[J]. *测绘通报*, 2018(12).
- [35]. 张虎龙, 自适应高阶无迹增量卡尔曼滤波算法. *测控技术*, 2017. 36(04): 第40-42+47页.
- [36]. Zhang L, Chen Z, Zhang X. A novel variable gain unscented kalman filter and its application in the integrated navigation system[C]// *Intelligent Control and Automation (WCICA)*, 2012 10th World Congress on. IEEE, 2012.

- [37]. Jiang Z, Song Q, He Y, et al. A novel adaptive unscented Kalman filter for nonlinear estimation[C]// IEEE Conference on Decision & Control. IEEE, 2008.
- [38]. Yang, J.N. and S. Lin, On-line identification of non-linear hysteretic structures using an adaptive tracking technique. International Journal of Non-Linear Mechanics, 2004. 39(9): p. 1481-1491.
- [39]. Yang, J.N. and S. Lin, Identification of Parametric Variations of Structures Based on Least Squares Estimation and Adaptive Tracking Technique. Journal of Engineering Mechanics, 2005. 131(3): p. 290-298.
- [40]. Osorio Cordero, A. and D.Q. Mayne, Deterministic convergence of a self-tuning regulator with variable forgetting factor. IEE Proceedings D - Control Theory and Applications, 1981. 128(1): p. 19-23.
- [41]. Yang, J.N., S. Pan and H. Huang, An adaptive extended Kalman filter for structural damage identifications II: unknown inputs. Structural Control and Health Monitoring, 2007. 14(3): p. 497-521.
- [42]. Yang, J.N., et al., An adaptive extended Kalman filter for structural damage identification. Structural Control and Health Monitoring, 2006. 13(4): p. 849-867.
- [43]. Yang J N, Pan S, Lin S. Identification and tracking of structural parameters with unknown excitations[C]// American Control Conference. IEEE, 2005.
- [44]. 穆腾飞与周丽, 输入未知条件下基于自适应广义卡尔曼滤波的结构损伤识别. 振动工程学报, 2014. 27(06): 第827-834页.
- [45]. Pan S, Du P, Li Y, et al. The study on an General Kalman filter with unknown inputs[C]// Intelligent Control & Automation. IEEE, 2015.
- [46]. 张睿等, 基于卡尔曼滤波的消能减震结构附加阻尼力识别. 建筑结构, 2018. 48(S2): 第426-430页.
- [47]. Jin, C., et al., Extended Kalman filter based structural damage detection for MR damper controlled structures. 2016.
- [48]. Chui C K, Chen G. Kalman Filtering with Real-Time Applications[J]. Applied Optics, 1987, 28(3):1841.
- [49]. 裘亦文, 谢丽宇, 王航航. 某耗能减振钢结构的抗震性能分析[J]. 2013.
- [50]. Krogmeier J V. Stochastic Processes, Estimation, and Control: The Entropy Approach [J]. Automatic Control IEEE Transactions on, 1996, 41(8):1232.
- [51]. 张浩. 基于强跟踪无迹卡尔曼滤波的结构时变参数识别[D]. 兰州理工大学, 2016.

个人简历、在读期间发表的学术论文与研究成果

个人简历:

张睿，男，1992年6月生。

2012年7月毕业于西北农林科技大学土木工程专业，获学士学位。

2016年9月入同济大学土木学院攻读硕士学位。

在读期间发表的学术论文与研究成果:

[1]. 张睿等, 基于卡尔曼滤波的消能减震结构附加阻尼力识别. 建筑结构, 2018. 48(S2): 第426-430页.

[2]. Zhang Rui, Xie Liyu, Ban Xinlei, Zheng Xuesheng, Xue Songtao. Additional damping force identification of structures equipped with eddy current inerter dampers based on Kalman filter[C]. 7th Asia-Pacific Workshop on Structural Health Monitoring. 2019, 04.