



同濟大學

TONGJI UNIVERSITY

硕士学位论文

## 基于 QPSO 算法的结构系统识别

姓 名：王兰彬

学 号：0920020364

所在院系：土木工程学院

学科门类：土木工程

学科专业：风工程

指导教师：薛松涛 教授

二〇一二年五月





同濟大學  
TONGJI UNIVERSITY

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

# **Structural System Identification Based on QPSO Algorithm**

Candidate: Lanbin Wang

Student Number: 0920020364

School/Department: School of Civil Engineering

Discipline: Civil Engineering

Major: Wind Engineering

Supervisor: Prof. Song-Tao Xue

May, 2010



# 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：所提交的学位论文，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

随着土木工程结构的迅猛发展,基于振动特性的结构系统识别方法研究成为了当今土木工程结构健康监测领域的热点。然而,目前使用的大多数结构系统识别方法都有局限性,需要给定系统的某些参数和先验条件,而这往往是很难获得的。因此,我们需要寻找一种能利用尽可能少的输入来获得系统的物理特征的方法。

本文通过将结构系统识别问题转化成特定优化问题,提出基于QPSO算法的系统识别方法。QPSO是一种启发式算法,对于解决复杂高维的优化问题能取得很好的效果。该算法参数少,编程简单,易实现,收敛速度快,能够迅速在全局找到最优解。利用QPSO在测量数据不完备且噪声污染条件下,同时在没有系统质量、刚度等先验信息的情况下对结构系统进行了识别,通过数值模拟以及对一真实模型进行分析,结果验证了该方法进行结构系统识别的有效性。

研究工作主要包括以下内容:

1、简要介绍了结构系统识别。然后引入了传统的系统识别方法和新型的系统识别方法。最后阐明了本文的主要研究内容。

2、介绍了一种群集智能算法—粒子群算法(PSO),随后着重阐述了量子粒子群优化算法理论,介绍了一种新的具有全局收敛性的算法——量子粒子群算法(QPSO)。然后将 PSO 算法与 QPSO 进行了比较,讨论和分析了两种算法的优劣。

3、将量子粒子群算法引入土木结构模型的系统识别中,通过数值分析和对一真实结构的应用,验证了该方法的有效性。

**关键词:** 量子粒子群 ; 系统识别; 数值模拟; 真实结构



## ABSTRACT

With the development of civil structures, vibration- based structural system identification methods play an important part in assessment of health and safety of civil structures. However, most currently used vibration-based structural system identification methods are limited and some parameters and prior information of the given system must be known in advance. But the parameters are difficult to determine. Therefore, we need to find a feasible method for obtaining the physical characteristics of the system that using as little information as possible.

In this thesis structural system identification is transformed into a specific optimization problem and a system identification method based on QPSO Algorithm is proposed. QPSO is a heuristic method that has yielded promising results for solving complex optimization problems with high dimension. The merits of QPSO are its simple structure, less design parameters, easy use, fast convergence ,premature convergence discouraged and global optimal solution. The effectiveness of QPSO is evaluated through the numerical analysis and an application to real building under several conditions including limited measurement data, noise contaminated signals, and no prior knowledge of mass, damping, or stiffness.

The research work involves several aspects as follows:

1 ) The current research progress of structural system identification (SI) is briefly reviewed. Then the traditional methods and the new methods of SI are introduced. At last, the main research contents in this thesis are outlined.

2 ) Particle Swarm Optimization (PSO), a swarm intelligence algorithm in this field is described. A new global convergence algorithm, Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO) algorithm is mainly formulated. Then, the two algorithms, PSO and QPSO are compared with each other, analysis and discussion of their merit and demerit are given.

3 ) A QPSO-based system identification method in civil engineering is developed. The effectiveness of the proposed method is evaluated through the numerical analysis and an application to a real building.

**Key Words:** Quantum particle swarm; system identification; numerical simulation; real structure

## ABSTRACT

---

# 目录

第 1 章 绪论 .....	1
1.1 引言.....	1
1.2 土木工程中的结构系统识别 .....	2
1.2.1 传统系统识别方法.....	2
1.2.2 新型的系统识别方法.....	3
1.2.3 结构系统识别存在的问题 .....	6
1.3 本文的研究目的和主要研究内容.....	7
1.3.1 研究目的与研究意义.....	7
1.3.2 主要研究内容.....	7
第 2 章 粒子群算法概述 .....	8
2.1 群集智能算法 .....	8
2.2 粒子群优化算法.....	8
2.2.1 基本粒子群算法.....	8
2.2.2 带惯性权重 $w$ 的粒子群算法 .....	10
2.2.3 带收缩因子 $\chi$ 的粒子群算法.....	11
2.2 本章小结.....	12
第 3 章 量子粒子群算法 .....	13
3.1 量子粒子群算法的势能场模型 .....	13
3.1.1 模型的建立.....	13
3.1.2 对粒子位置的度量 .....	14
3.1.3 粒子的收敛性.....	15
3.2 QPSO 算法的运算过程.....	16
3.2.1 进化方程.....	16
3.2.2 算法流程.....	17
3.3 本章小结.....	18
第 3 章 基于 QPSO 算法的结构系统识别.....	19
3.1 问题描述.....	19
3.2 数值算例.....	20

3.3 本章小结.....	38
第 4 章 基于 QPSO 算法的真实结构系统识别 .....	39
4.1 工程概况.....	39
4.2 QPSO 算法识别真实结构.....	40
4.2.1 识别模型 .....	40
4.2.1 识别结果 .....	41
4.3 本章小结.....	44
第 5 章 总结与展望 .....	1
5.1 本文总结.....	1
5.2 展望.....	1
致谢.....	46
参考文献.....	47
个人简历 在读期间发表的学术论文与研究成果 .....	1

# 第1章 绪论

## 1.1 引言

随着人们物质文化生活的不断提升,结构物形式越来越丰富,功能日趋多样,并有大型化、复杂化、智能化的趋势。复杂大型建筑也面临诸多问题,如复杂服役环境所遇到的各种突发外部因素所导致得设计载荷作用下刚度退化和损伤累积。

第一,近年来,自然灾害以及人类活动对重要结构物造成的破坏和损伤日益越来越多。例如,中国各地进入2008年以来相继发生的地震、冰雪灾害、风灾等,许多大型土木工程结构,如电力交通设施、高层高耸结构等在灾后的运行状态与人民生命财产安全息息相关。能够及时准确地在灾害发生后对这些建(构)筑物的健康状况做出评估是很有必要的<sup>[1,2]</sup>。

第二,旧有建(构)筑物在现有的建筑物中仍然占有较大的比例。随着时间的过去,大量建筑物将逐渐超出或达到其基准设计期。针对工程设施建设所面临的质量问题,如何采取一定的技术措施对建筑结构的运营状况做出科学合理的检测和诊断,并采取相应的手段以确保老化病害结构的正常运行,已经成为了一个公认的棘手问题。

所以,为了保证结构的安全性、适用性和耐久性,有必要采取特定手段,对已投入使用中的结构性能进行监管、检测或诊断。当(超)大型结构出现突发损伤时,如果能够准确做出判定和预测,及时采用有效的应急处理措施,就可以进一步防止损伤扩大发展和引起其它安全事故;针对长期在役的特种结构,假如可以定期对其损伤累积的程度作出正确评价,就可以对结构的工作状况充分掌握,保证结构的安全。

在全球经济和科学技术迅猛发展的大环境下,上述设想逐渐成为重大工程的必然要求,同时结构健康监测<sup>[3-5]</sup>作为一门学科应运而生,并成为了土木工程的重要发展方向。

结构健康监测系统通常主要由两部分构成,即数据传输采集系统和数据分析处理系统。其核心技术是传感器硬件技术和结构系统识别技术<sup>[4,5]</sup>,其中硬件技术是健康监测系统在应用上的关键环节,而系统识别技术则是健康监测系统理论发展上的关键环节。系统识别,Astrom和Eykhoff给出了如下定义:在实际系统输入、输出的观测数据基础上,通过对模型预测数据和系统观测数据进行相关性研究,从一组给定的模型类中确定一个与所测系统等价的数学模型。一般的分析

问题是已知系统的数学模型，根据系统输入 $u$ 求解输出 $Y$ ，这类问题我们称之为正问题；而系统识别问题是依据系统输入 $u$ 和输出 $Y$ 来反推数学模型或者其中的系统参数，此类问题则归结为反问题<sup>[4]</sup>。

## 1.2 土木工程中的结构系统识别

### 1.2.1 传统系统识别方法

近半世纪以来，随着计算机科学与技术的飞速发展，原先被认定人工无法实现的具有识别效率低下，计算海量数据的结构系统识别技术得到了长足深远的发展。在综合了土木工程理论基础与计算技术后，许多新颖的结构系统识别算法得到提出，得到许多令人瞩目的丰硕成果。本文把其中主要的几类识别算法和所得到的成果列举如下。

#### (1) 最小二乘法类识别算法<sup>[6,7]</sup>

最小二乘法估计思想是1795年由高斯提出的。最小二乘法在系统识别领域中，是一种主流的估计方法，可用于静态动态系统、线性非线性系统等。

最小二乘方法的直观上的意义是，通过对未知参数进行最优估计，使实测响应与模型计算响应间的误差累计平方和最小。已经得到证明，如果噪声与模型输入信息统计无关，可以得到参数的无偏估计；进一步地，如果理想的状况下，对于白噪声过程这样的零均值平稳随机过程，将得到参数的一致估计。然而在实际工程中，这两个强条件几乎很难达到，因此最小二乘估计方法所得出的结果既不是无偏估计也不是一致估计。不过文献<sup>[4]</sup>中已经指出，只要观测时间和获得的测量数据足够长，应用最小二乘方法进行参数识别是合适的。

由于最小二乘法在方法上较为成熟，在理论上较为完善，且具有一致性、无偏性等特点，最近几十年，在经典最小二乘法（最小平方法）的基础上，还发展起来了移动最小二乘、加权最小二乘、无网格法等。特别在自动控制理论中，还发展起了总体最小二乘<sup>[8]</sup>、递归最小二乘、两步最小二乘、限定记忆法等多种修正算法。上述各种算法可以归纳为一类最小二乘法类识别算法。

#### (2) 极大似然类识别算法

极大似然法(ML)是现代识别<sup>[9]</sup>的系统估计方法之一。它基本思想可以追溯到朗伯(1760年)，后来为费舍(Fisher)在1912年重新提出。极大似然估计这一名称也是由费舍给出的。这种估计方法主要用于动态系统辨别，可以获得良好的识别效果。它需要构造一个与量测数据和未知参数有关系的似然函数，并经过极大化该函数获得所需要的识别结果。

### (3) 卡尔曼滤波类识别算法<sup>[10-12]</sup>

卡尔曼滤波类算法适合用于线性、非线性参数识别。R.E.Kalman于1960年率先提出的卡尔曼滤波(Kalman Filter)方法是基于最小均方误差估计,尚且无法解决非线性问题。在1970年Jazwinski<sup>[5]</sup>又提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter,简称EKF),通过滤波估计值附近线性化处理,即将预测方程用泰勒(Taylor)展开并略去影响较小的量,来解决非线性方程滤波问题。EKF方法的基本思想是:将系统参量当作增广状态向量,利用其对时间的导数为零,将其并入卡尔曼滤波的状态方程以及测量方程中;然后在动态测量数据进行滤波、估计的同时,得到参数的估计值。

鉴于卡尔曼滤波一类方法对于一定程度的噪声或者扰动有抵抗能力,以及处理非线性系统的能力,其在土木工程系统识别领域中应用前景很广阔。

综上传统的系统识别,以上所提的方法大多只在系统的部分参数事先已知的情况下才能工作。<sup>[5]</sup>例如,几乎所有的状态空间方法均假设系统质量已知。然而,在实际应用中,由于结构系统的复杂性常导致系统的参数具有不确定性,已有大量文献将非参数识别方法使用在土木工程应用中包括结构振动控制与健康监测。非参数方法虽然无需提前假设参数模型的形式,但是这些估计的“非参”系数通常缺乏任何物理意义,很难从它们中提取出结构系统的物理参数,除非部分物理参数事先作为先验信息事先已知。此外,由于复杂性和经济原因,常常只有部分的系统动力行为可以测得,而传统方法大多基于完备测量数据实现系统识别。因此,如何使用不完备的测量数据来获取系统的物理特性也很受关注。

## 1.2.2 新型的系统识别方法

伴随着计算机软硬件加快发展和智能控制理论技术的不断深入研究,针对传统意义上的系统识别方法存在着的上述不足和局限,如今不少研究把大量启发式随机搜索算法如遗传算法(GA)、进化策略算法(EA)、模拟退火算法(SA)、群集智能算法等知识应用于系统识别中,发展为很多新型的系统识别方法。如:Cunha<sup>[13]</sup>等将遗传算法应用于复合材料中识别材料的弹性参数;Franco<sup>[14]</sup>将进化算法应用于多自由度结构系统的识别中;Perry和Koh<sup>[15]</sup>等人用改进的遗传算法进行结构系统参数的识别;Chou J<sup>[16]</sup>等人将遗传算法应用于结构的损伤位置的确定;Koh<sup>[17,18]</sup>等人运用遗传算法对剪切型结构进行整体识别;Levin<sup>[19]</sup>等人运用退火算法优化描述结构动力特性的有限元模型;唐和生<sup>[20]</sup>将微分演化算法引入结构系统识别中,识别24层剪切型框架并取得了很好的识别效果。这些启发式的随机搜索算法应用于复杂的线性与非线性结构系统中发展为很有潜力的参数识别方法。目前识别领域研究较多的智能算法有:

### 遗传算法

遗传算法 (Genetic Algorithm, 简称GA) 是借鉴生物自然选择和自然遗传机制提出的一种空间多维搜索算法, 最早由John Holland于20世纪60年代提出。其基本原理是: 将问题的每一个潜在解表示成染色体 (在求解过程中大多使用二进制码串表示), 从而构成一个染色体群, 将该染色体群置于相应的问题环境中, 不断经过交叉操作、变异操作、迭代循环等过程, 从而逼近全局最佳解。

遗传算法目前已经在结构系统识别领域中得到广泛的应用。Pandey等人在文献<sup>[21]</sup>利用结构损伤前后振型曲率的变化对梁类结构进行了破损评估。易伟健和刘霞<sup>[22]</sup>引入遗传算法处理所得到的动力信息对结构发生损伤的部位及程度进行了诊断, 提出了多父体变量级杂交和变量微调等新的改进策略, 并运用于固端梁、连续梁和框架等多个结构的损伤诊断, 取得了令人满意的结果。Carlin等人<sup>[23]</sup>用测量频率误差和振型误差的目标函数作为适应度准则, 讨论了种群大小、交叉频率、变异频率、遗传算法的交点等因素对损伤识别的影响, 并对不同的数值模型进行损伤识别。

### 蚁群算法

蚁群算法<sup>[24]</sup>又称蚂蚁算法 (ant colony optimization, 简称ACO), 由Marco Dorigo于1992年提出, 其原理模拟自然界蚁群觅食行为。

早期仿生学家针对蚂蚁行为的研究发现, 蚂蚁经过一条路时会释放化学物质, 这些物质我们称之为信息素, 蚂蚁们是依靠感知通过其它蚂蚁释放出来的信息素, 沿这个路径找到食物的所在的地方, 而且蚁群算法的灵感来源正是根据这种由其他蚂蚁所释放的化学物质信息来影响蚂蚁群体的路径选择的行为方式。蚂蚁在觅食的时候一般会选择信息量大的路径前行, 在行走的过程中自己也会释放信息素, 这样就形成一个良性循环: 路的长度越短, 则选该路的蚂蚁也会越多, 这样产生的信息素也越多, 那么以后赶来的蚂蚁选择此路的机率相对就越高。

可以看出蚁群算法具有群体智能的特点: 单个个体具有简单性; 改变环境的能力和系统自调节性; 无中心控制; 个体散布性, 故具有较强的鲁棒性和优越的搜索最优解的能力, 是一种求解复杂困难的系统优化问题的具有竞争力的算法。汪镭、吴启迪<sup>[25]</sup>将蚁群算法引入参数识别中, 研究了多维连续空间的参数识别问题。尽管蚁群算法能很好地应用于组合优化问题, 但是经典的蚁群算法 (ACO) 的离散性本质限制了其在连续空间域内优化问题的求解。目前应用于连续域改进的蚁群算法 (ACO)<sup>[26,27]</sup>不仅需要较长的搜索时间, 而且易于出现停滞的现象。

### 微分演化算法

微分演化算法 (Differential Evolution, 简称DE) 最早于1995年由Storn和Price共同提出<sup>[28]</sup>。微分演化算法作为一种比较新颖的演化算法, 也是基于生物进化理

论通过若干代演化操作获取满足所提问题的最佳解，它的特点为基于个体向量差的变异方式，其演化算子简单，控制参数较少，算法较易实现。

微分演化算法的整体组成类似于遗传算法，包括种群初始化、突变、交叉和选择操作过程。DE算法中，在空间内随机均匀地产生满足约束条件的NP个个体，然后在变异、交叉和选择过程中寻找最优解。

目前该算法已被成功应用于优化设计<sup>[29]</sup>、可靠度分析<sup>[30]</sup>、主动控制<sup>[31]</sup>及识别问题，例如：微分演化算法应用与结构损伤识别<sup>[32]</sup>、模态参数识别<sup>[33]</sup>。

### 大爆炸-大收缩算法

大爆炸-大收缩算法(Big Bang-Big Crunch, 简称: BB-BC)是群集智能计算技术的一种, 由 Erol 和 Eksin<sup>[34]</sup>博士于 2006 年发明, 它的全局优化思想源于宇宙进化的理论, 被称为宇宙爆炸-收缩理论。顾名思义, 对应于宇宙的大爆炸和大收缩理论, 该优化算法分为两个阶段进行求解优化问题, 分别为模拟宇宙的爆炸阶段和宇宙的收缩阶段。BBBC 算法同上述优化算法类似, 也是一种基于迭代的优化工具。系统初始化为一组随机解, 通过迭代搜寻最优值。它和 PSO 算法类似, 也没有 GA 算法用的交叉以及变异, 而是质点在解空间受到最优的质点和质心的吸引进行寻优。文献<sup>[34]</sup>通过多个测试函数与遗传算法进行比较, 证明在大多数的情况下, 所有的质点能更快的收敛于最优解, 并且 BB-BC 算法的收敛速度和计算精度均优于蚁群和遗传等优化算法。目前, BB-BC 算法已广泛应用于函数优化<sup>[34]</sup>、模糊系统控制<sup>[35]</sup>、自动化与目标追踪<sup>[37]</sup>以及其他遗传算法的应用领域。由于 BB-BC 算法是一新发展的优化算法, 在土木工程领域也有一些学者进行了研究, 如优化设计等<sup>[38,39]</sup>。

### 粒子群算法

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, 简称PSO) 是由J.Kennedy与 R.Eberhart 等于1995年开发的一种演化计算技术, 来源于对一个简化社会模型的模拟<sup>[36]</sup>。微粒群算法一个直接的应用就是对于多元函数的优化, 包括带约束的优化问题。如果所讨论的函数受到严重的噪音干扰而呈现非常不规则的形状, 同时所求的不一定是精确的最优值, 则微粒群算法能得到很好的应用。

Ozan和Mohan在文献<sup>[40]</sup>对PSO的粒子行为轨迹进行了分析, 得出结论, 基本PSO中粒子的运动轨迹可分为3类, 即步长不断增大飞出搜索空间; 波幅较大的正弦运动; 以初速运动的正弦运动。孙木楠和史志俊在文献<sup>[41]</sup>最优化框架内, 应用了国际上流行的粒子群优化算法, 证明该算法具有全局搜索能力并且不需要目标函数的解析表达式。为了提高粒子群算法的解空间搜索能力, 张伟在文献<sup>[42]</sup>中, 对粒子群中加入了称为“综合学习”的策略来保持群体的多样性, 进而促使微粒可以持续保持探索未知区域的能力, 以达到对自由度数目较多结构的参数的有

效识别。

### 1.2.3 结构系统识别存在的问题

土木结构的系统识别问题本身具有许多特别的困难和技术难关。该方面的早期研究主要是基于在机械工程、航空航天等领域的丰富的理论与应用成果来开展起来的。但是土木工程领域的结构系统，作为复杂“建造”系统有其独特性，与机械、飞行器等“人工制造”系统在多方面存在本质区别<sup>[43-45]</sup>。

(1) 测量噪声：在结构振动实验或长期监测过程中，仪器设备的误差、周围环境的干扰、人为的失误都不可避免地会使测量数据受到噪声的“污染”而失真；

(2) 模型误差：产生模型误差的主要原因是材料特性的离散、本构关系的不确定、建造过程无法全过程监测、边界条件的过于简化、分布式结构系统所产生的离散误差、装修非结构构件(外装饰、内墙等)的不正确建模等；

(3) 观测数据不完整：土木工程结构通常体积庞大、形式复杂多样，易受现场条件以及观测设备的限制；

(4) 工作环境及承受荷载变化：即使处于正常状态的结构，也会由于环境温度、湿度等因素的变化以及荷载等运行状态的变化，造成观测数据在一个较宽的范围内变化波动。

与此同时，目前所采用的各种识别方法均具有一定的局限性。目前的一般方法普遍具有以下缺陷：

(1) 大多数传统识别方法对目标函数都有比较强的硬性限制，如连续、可微、单峰值等。这些限制对于实际结构系统识别来说是很苛刻的。

(2) 大多数传统识别方法一般都需要先验信息。先验信息的确定主要是依靠以往的经验 and 实验所得出的数据，无法准确判断，且易出现错误。

(3) 需要有完备的测量信息。实际工程结构是一个有无限自由度的系统，建模过程经过了一定的简化才得到确定数据，这也根本上决定了模型测量信息是不完备的，与实际工程有差异；现实情况中出于技术、经费等各方面的限制也不能提供传统方法所需要的全部测量信息。

(4) 智能算法结果在一般情况下与初始值的选取有较大的关系，不同的初始值有可能导致不同的结果。初始值的选取较大地依赖于参与识别者对相关问题背景的认识及其所掌握的知识和经验。

(5) 算法缺乏通用性与简单性。针对特定问题，识别方法的使用者需要有一定的储备知识去判定使用哪种算法较合适。

(6) 对有些约束识别问题较难处理，要求解空间为凸集，即所求解在搜索

空间范围内。

## 1.3 本文的研究目的和主要研究内容

### 1.3.1 研究目的与研究意义

由于土木结构自身复杂性和以往识别方法的局限性,寻找一种可允许系统先验信息和测量信息具有不完备性,同时有良好抗干扰能力的识别方法是十分重要的。量子粒子群算法(QPSO)就是能够解决这类问题的一类很好方法。

根据粒子群的基本收敛性质,受量子力学基本理论的启发,2004年,Sun等在研究了Clerc等人的关于粒子收敛行为的研究成果后,从量子理论的角度出发提出了一种新的PSO算法模型。这种模型是以DELTA势阱为基础,认为粒子具有量子的行为特征,并根据这种模型提出了量子粒子群算法。该算法参数少,编程简单,易实现,收敛速度快,能够迅速在全局找到最优解。

本文通过将结构系统识别问题转化成特定优化问题,提出利用QPSO在测量数据不完备且噪声污染条件下,同时在没有系统质量、刚度等先验信息的情况下对结构系统进行了识别,通过数值模拟以及对一振动台模型进行分析,结果验证了该方法进行结构系统识别的有效性。

### 1.3.2 主要研究内容

本文主要研究内容如下:

- 1、介绍了PSO算法的基本原理以及其两种重要的改进版本;详细介绍了量子粒子群优化算法(QPSO),包括算法的势能场模型、运算过程、特性等,并将QPSO算法和经典微粒群算法进行比较,总结了QPSO算法的优点。

- 2、将系统识别问题转化为优化问题,提出基于QPSO算法的结构系统识别问题的方法。

- 3、采用一个八层多自由度剪切型框架结构模型来进行数值模拟,分别测试在质量已知和质量未知的情况下,噪声、测量信息不完备的情况下对结构系统进行识别。

- 4、QPSO算法应用于一振动台模型结构系统识别当中。

## 第2章 粒子群算法概述

### 2.1 群集智能算法

从社会生物学的角度说,群集智能是昆虫、鸟群等社会性动物在寻找食物、抵御外敌、建筑巢穴等社会性行为中所表现出的集体范围内的“智能”;从计算机科学的角度来说,群集智能可以定义为由简单个体组成的复杂系统通过相互之间的合作与竞争或与环境之间的相互作用表现出来的一种集体智能行为;从应用学科角度来讲,群集智能可以表达描述为以此类群体性动物的群集行为和人工智能理论为基础,发现研究这些群集行为的内在规律,并以这些规律为基础设计出新的随机优化算法。群集智能算法代表方法有Dorigo于上世纪90年代初提出的蚁群算法(ACO)和同时期Eberhart与Kennedy提出的粒子群优化(PSO)算法,而PSO则是近年来研究的热点。

PSO是基于群集智能优化理论的算法,其思想来源于模拟鸟群觅食过程,通过个体间的竞争与合作产生的群体智能来指导优化搜索全过程。PSO算法自其提出之日,由于它的计算快速性和本身的易实现性,引起了国内外众多学者的关注和研究学习。

### 2.2 粒子群优化算法

#### 2.2.1 基本粒子群算法

粒子群优化(PSO)算法最早是由美国心理学家Kennedy和工程师Eberhart在1995年提出的一类基于群集智能的优化算法<sup>[46]</sup>,该算法源于对鸟群、鱼群和人工生命等生物种群觅食行为的研究。设想一幅这样的场景:有一群鸟在随机搜寻食物,在这个区域里只有一块食物,群体中所有的鸟都不知道那块食物在哪,但是它们知道目前的位置离食物还有多远,那么找到食物的最优策略是什么?最简单有效的方法就是搜寻目前离食物最近的鸟的周围区域。

PSO算法的发明者就从此类生物种群行为特性中受到启发并将其有效地用于求解高维优化问题。PSO算法中N维分布空间上的一个点都被描述成优化问题的一个潜在解,称之为“粒子”(particle),而每一个粒子都有一个被目标值决定的适应度函数(fitness function),即目标函数值。所有粒子在N维搜索区域内按照

一定的速度飞行，此速度根据它本身和其它粒子的“飞行”经验进行动态调整，此调整具有先验性。通常粒子将追随适应度最好的粒子，并逐代进行搜索，最终趋近最优解。一代一代延续，粒子将追踪两种最好位置，一是粒子“飞行”过程中所找到的当前最好位置，称为个体最好（Personal Best,  $Pbest$ ）位置。另一个为整个群体中所有粒子迄今为止所经历过的的最好位置，称为全局最好位置（Global Best Position, 简称 $gbest$ ）。

其搜索过程用数学表述为：假设在一个 $N$ 维的目标搜索空间中，由 $M$ 个代表潜在解的粒子组成群体  $X_i = \{X_1, X_2, \dots, X_M\}$ ，在 $t$ 个迭代步，第 $i$ 个粒子当前位置为  $X_i = [X_{i,1}(t), X_{i,2}(t), \dots, X_{i,N}(t)]$ ，当前速度为  $V_i = [V_{i,1}(t), V_{i,2}(t), \dots, V_{i,N}(t)]$ ， $i = 1, 2, \dots, M$ 。当前个体最好位置表示为  $P_i = [P_{i,1}(t), P_{i,2}(t), \dots, P_{i,N}(t)]$ ，整个群体所经历的最好位置为  $G_i = [G_{i,1}(t), G_{i,2}(t), \dots, G_{i,N}(t)]$ ，且  $G(t) = P_g(t)$ ，其中  $g$  为处于全局最好位置粒子的下标， $g \in \{1, 2, \dots, M\}$ 。

对于最小化问题((1.1)，目标函数值越小，对应的适应值越好。粒子 $i$ 的个体最好位置 $pbest$ 由式（2.1）确定：

$$P_i(t) = \begin{cases} X_i(t) & \text{若 } f[X_i(t)] < f[P_i(t-1)] \\ P_i(t-1) & \text{若 } f[X_i(t)] \geq f[P_i(t-1)] \end{cases} \quad (2.1)$$

群体的全局最好位置 $gbest$ 由式（2.2a）和（2.2b）确定：

$$g = \arg \min_{1 \leq i \leq M} \{f[P_i(t)]\} \quad (2.2a)$$

$$G(t) = P_g(t) \quad (2.2b)$$

有了以上定义，基本粒子群算法的形式可以表述如下：

$$V_{i,j}(t+1) = V_{i,j}(t) + c_1 \cdot r_{1,j}(t) \cdot [P_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] + c_2 \cdot r_{2,j}(t) \cdot [G_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] \quad (2.3)$$

$$X_{i,j}(t+1) = X_{i,j}(t) + V_{i,j}(t+1) \quad (2.4)$$

其中  $j(=1, 2, \dots, N)$  为粒子 $i$ 的第 $j$ 维分量， $N$ 为搜索空间维数，下标  $i(=1, 2, \dots, M)$  表示第 $i$ 个粒子， $M$ 为群体规模， $t$ 为进化代数， $c_1$ 和 $c_2$ 为加速常数， $r_1$ 和 $r_2$ 为 $[0,1]$ 区间上均匀分布的随机数。

从上述粒子进化方程（2.3）可以看出， $c_1$ 调节粒子飞向自身位置方向的步长， $c_2$ 调节粒子飞向全局最好位置的步长。为了减少进化过程中，粒子飞离搜索区域的可能性，速度 $v_{i,j}$ 通常限制于有限的范围内，即  $V_{i,j} \in [-V_{\max}, V_{\max}]$ 。如果求解问题的搜索空间设定在  $X_{i,j} \in [-X_{\max}, X_{\max}]$  内，则可设定  $V_{\max} = k \cdot X_{\max}$ ，

$0.1 \leq k \leq 1.0$ 。

粒子位置更新公式(2.4)以速度为步长进行更新；粒子速度更新公式(2.3)可看

成由下面三部分组成:

1) 先前粒子进化代数的速度; 2) 个体认知部分, 表示粒子可以自身进行思考, 使粒子的全局搜索能力足够强, 从而避免陷入局部极小; 3) 社会认知部分, 体现了粒子之间的信息交流。在以上三部分的共同作用之下, 粒子根据过去经验并利用信息交流机制, 不断调整自身的位置, 以实现问题的求解过程。

基本粒子群算法的初始化过程为:

(1) 设定群体规模  $M$ 。

(2) 对任意  $i, j$ , 随机在  $[-X_{\max}, X_{\max}]$  内服从均匀分布产生  $X_{ij}$ 。

(3) 对任意  $i, j$ , 随机在  $[-V_{\max}, V_{\max}]$  内服从均匀分布产生  $V_{ij}$ 。

(4) 对任意  $i$ , 设初始局部最优位置  $P_i = X_i$ 。

基本粒子群算法的描述如下:

(1) 依照初始化过程, 对粒子群的随机位置和速度进行初始化。

(2) 根据适应度函数, 计算每个粒子的适应值。

(3) 对于每个粒子, 将其适应值与其本身经历的最好位置  $P_i$  的适应值进行比较, 若更好, 则将当前的位置作为新的  $P_i$ 。

(4) 对于每个粒子, 将其适应值与全局所经历的最好位置  $G$  的适应值进行比较, 若更好, 则将当前的全局最好位置作为新的  $G$ 。

(5) 根据方程(2.3), (2.4)对粒子的速度和位置进行更新。

(6) 如未达到结束条件(通常为预设最大代数( $G_{\max}$ )循环完毕或达到足够好的适应值), 则返回步骤(2)。

## 2.2.2 带惯性权重 $w$ 的粒子群算法

面对不同的问题, 如何确定局部寻优能力与全局寻优能力的比例关系, 对于求解过程尤为重要。甚至于对同一个问题而言, 进化更新过程中也要求选取不同的比例。为此, Yuhui Shi提出了带有惯性权重的改进粒子群算法。其进化方程为

$$V_{i,j}(t+1) = w \cdot V_{i,j}(t) + c_1 \cdot r_{1,j}(t) \cdot [P_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] + c_2 \cdot r_{2,j}(t) \cdot [G_j(t) - X_{i,j}(t)] \quad (2.5)$$

$$X_{i,j}(t+1) = X_{i,j}(t) + V_{i,j}(t+1) \quad (2.6)$$

当惯性权重为  $w=1$  时, (2.5)式与基本粒子群算法的速度进化方程相同, 从而表明带惯性权重的粒子群算法是基本粒子群算法的扩展。仿真结果表明  $w$  的取值范围为  $[0, 1.4]$ , 但实际结果表明当取  $[0.8, 1.2]$  时, 算法收敛速度更快, 而当  $w > 1.2$  时, 算法则较多陷入局部极值。

惯性权重  $w$  表明粒子之前的速度能在多大程度上获得保留。假设粒子  $j$  的初

始速度不是零，当  $c_1 = c_2 = 0$  且  $w > 0$  时，粒子将会加速直至最大初速  $V_{\max}$ ；当  $w < 0$ ，则粒子将会减速直至 0；但当  $c_1, c_2 \neq 0$  时，情况较为复杂，但文献[47]的实验结果表明， $w=1$  情况要好一些。

惯性权重类似模拟退火算法中的温度变量，较大的  $w$  使算法有较好的全局收敛能力，而较小的  $w$  则使算法有较强的局部收敛能力。因此，随着迭代次数的增加，惯性权重  $w$  应不断减少，从而使得粒子群算法在初期有较强的全局收敛能力，而在晚期具有较强的局部收敛能力。在文献[47]中，惯性  $w$  权重满足

$$w(t) = 0.9 - \frac{t}{G_{\max}} \times 0.4 \quad (2.7)$$

其中， $G_{\max}$  为最大迭代步数，这样，将惯性权重  $w$  看作迭代次数的线性函数，可从 0.9 到 0.4 递减，从对几个测试函数的测试结果来看，效果很好。

目前，有关 PSO 算法的研究大多以带惯性权重的 PSO 算法为基础进行扩展和修正。为此，在大多数文献中将带惯性权重的 PSO 算法称之为 PSO 算法的标准版本，或简称标准 PSO (Standard PSO, SPSO)；而将基本 PSO 算法称为 PSO 的初始版本。

### 2.2.3 带收缩因子 $\chi$ 的粒子群算法

Clerc 在他的论文中<sup>[48]</sup>，提出了收缩因子的概念。该方法向我们描述了如何选择  $w, c_1$  和  $c_2$  的方法，来确保算法收敛。通过正确地对这些控制参数进行取值，就没有必要用  $[-V_{\max}, V_{\max}]$  对  $V_{i,j}$  的值进行限制。下面我们来讨论一个收敛模式特例，它与带有收缩因子的粒子群算法有关。

一个与某种收敛模式相符的改进过的速度更新方程式用以下形式提出：

$$V_{i,j}(t+1) = \chi \cdot \{V_{i,j}(t) + c_1 \cdot r_{1,j}(t) \cdot [P_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] + c_2 \cdot r_{2,j}(t) \cdot [G_j(t) - X_{i,j}(t)]\} \quad (2.8)$$

上式中

$$\chi = \frac{2}{|2 - l - \sqrt{l^2 - 4l}|} \quad (2.9)$$

并且  $l = c_1 + c_2, l > 4$ 。

假设  $c_1 = c_2 = 2.05$ ，把  $l = c_1 + c_2 = 4.1$  代入(2.9)式，得  $\chi = 0.7298$  并代入速度方程(2.8)，最后有

$$V_{i,j}(t+1) = 0.7298 \cdot \{V_{i,j}(t) + 2.05 \times r_{1,j}(t) \cdot [P_{i,j}(t) - X_{i,j}(t)] + 2.05 \times r_{2,j}(t) \cdot [G_j(t) - X_{i,j}(t)]\} \quad (2.10)$$

由于  $2.05 \times 0.7298 = 1.4962$ ，所以此方程与在改进的 PSO 速度方程使用

$c_1 = c_2 = 1.4962$  以及  $w = 0.7298$  所得的方程是无差别的。

Eberhart和Shi将利用  $V_{\max}$  和收缩因子两种控制粒子进化速度的算法性能做了比较, 最终结果发现, 后者比前者在收敛率具有更好的性质。然而在部分测试函数的求解过程中, 带有收缩因子的PSO在给定更新代数内无法到达全局极值位置。按照他们的说法, 这是由于粒子与期望的搜索空间偏离太远而造成的。为了减小这种影响, Eberhart和Shi建议在用收缩因子时对预先算法进行某种限定, 比如设参数  $V_{\max} = X_{\max}$ , 或者首先设置搜索空间的边界。这样一来可以改进算法对大部分测试函数的求解性能—不管是搜索能力方面还是在收敛率方面。

## 2.2 本章小结

本章所介绍的是PSO算法的基本原理以及其两种重要的改进版本, 这些改进的粒子群算法都有着各自的特点, 并且都使算法的性能得到了提高。

## 第3章 量子粒子群算法

### 3.1 量子粒子群算法的势能场模型

#### 3.1.1 模型的建立

从动力学的角度来分析，PSO算法中粒子的收敛过程是将  $p$  点作为吸引子，随着速度的减小其不断地接近  $p$  点，最后跌落到  $p$  点。因此在整个过程中，在  $p$  点处事实上以某种形式存在的吸引势能场吸引这粒子。这也正是整个粒子群能保持聚集态的原因所在。但由于在基本的 PSO 系统中，粒子的收敛以一定的轨道实现收敛的，并且又由于粒子总是以有限的速度运行，因此在搜索过程中粒子的在一个有限的区域搜索，无法覆盖整个可行空间。因此经典的 PSO 算法无法保证粒子以概率 1 收敛到全局最优解，这正是经典 PSO 算法的一大缺陷。而在量子空间内粒子具有完全不同的性质，即满足聚集态，它可以对整个可行解空间进行搜索，所以量子 PSO 算法对全局搜索性能远好于普通 PSO 算法。下面在量子空间中我们考虑粒子的运动过程。

在量子空间中，粒子的位置和速度无法同时确定，因而粒子的状态一定要用所谓的波函数  $\psi(\bar{x}, t)$  来描述，它的物理意义是：波函数模的平方是粒子在空间某一点出现的概率密度函数  $Q$ ，即：

$$|\psi|^2 dx dy dz = Q dx dy dz \quad (3.1)$$

当然此概率密度函数同时也满足归一化条件：

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\psi|^2 dx dy dz = \int_{-\infty}^{+\infty} Q dx dy dz = 1$$

在量子世界中粒子运动遵循的动力学方程就是薛定谔（Schrödinger）方程：

$$i\hbar \frac{\partial}{\partial t} \psi(\bar{x}, t) = \hat{H} \psi(\bar{x}, t) \quad (3.2)$$

其中  $\hat{H}$  是哈密顿算子， $\hbar$  称之为普朗克常量。而哈密顿算子  $\hat{H}$  具有以下形式：

$$\hat{H} = \frac{\hbar^2}{2m} \nabla^2 + V(\bar{x}) \quad (3.3)$$

其中， $m$  是粒子的质量， $V(\bar{x})$  是粒子所在的势能场。

现在假定粒子群系统是个具有量子性质的粒子系统，可以用波函数  $\psi(\bar{x}, t)$  来描述每个粒子的状态。为了使粒子具有聚集态，可以会聚至它们的局部  $p$  点，

在点  $p = (p_1, p_2, \dots, p_D)$  使用可以变化的 DELTA 势阱从而粒子不发散。不复杂的说, 首先考虑粒子在理想一维空间“飞行”时的情形。在该一维空间中, 将  $p$  点作为势的中心, 粒子的 DELTA 势阱可表示为:

$$V(x) = -\gamma\delta(x - p) \quad (3.4)$$

因此, 利用一维稳态 Schrödinger 方程获得正则化的波函数:

$$\psi(x) = \frac{1}{\sqrt{L}} \exp(-\|p - x\| / L) \quad (3.5)$$

概率密度函数:

$$Q(x) = |\psi(x)|^2 = \frac{1}{L} \exp(-2\|p - x\| / L) \quad (3.6)$$

波函数和概率密度函数的详细推导过程可见文献<sup>[49]</sup>。

### 3.1.2 对粒子位置的度量

仅仅有粒子在聚集状态的波函数和粒子在空间某点出现的概率密度函数这些信息是不足以来计算粒子的适应值 (或目标函数值) 的。接下来要做的是寻找到粒子的具体位置。根据量子力学的基本原理, 粒子的位置和速度无法同时确定, 但只要知道粒子的确切位置就可以计算适应值了。可以通过 Monte Carlo 随机模拟的方式来测量粒子的位置, 此法好比对粒子进行拍照, 在按快门的瞬间粒子的位置就被定格在照片上了。

首先得到粒子在某点相应的概率分布函数, 即

$$D(x) = \int_{-\infty}^x Q(y) dy = \frac{1}{L} e^{-2|p-x|/L} \quad (3.7)$$

令  $s$  是在  $(0, 1/L)$  区间上服从均匀分布的随机数, 也就是

$$s = \frac{1}{L} \text{rand}(0,1) = \frac{1}{L} u, u = \text{rand}(0,1) \quad (3.8)$$

上式中的  $u$  是  $(0,1)$  区间上服从均匀分布的随机数。将式(3.6)中的  $|\psi(x)|^2$  或  $Q(x)$  用  $s$  代替, 就有:

$$s = \frac{1}{L} e^{-2|p-x|/L} \quad (3.9)$$

也就是:

$$u = e^{-2|p-x|} / L \quad (3.10)$$

通过逆变换得:

$$x = p \pm \frac{L}{2} \ln(1/u) \quad (3.11)$$

其中  $u$  是区间(0,1)上服从均匀分布的随机数,  $L$  是粒子相应位置的概率分布函数的特征长度, 这也是 QPSO 算法公式中最重要的参数, 如何选择正确的  $L$  控制迭代方式是设计 QPSO 算法很重要的一步。

### 3.1.3 粒子的收敛性

根据前面叙述的内容, 要保证 PSO 算法收敛必须使粒子的位置收敛到固定点  $p$ , 即粒子的坐标必须具有下列的属性:

$$x \rightarrow p, \text{ when } t \rightarrow +\infty \quad (3.12)$$

假定粒子概率分布函数的特征长度随时间改变, 有  $L = L(t)$ , 并且设:

$$L(t) \rightarrow 0, \text{ when } t \rightarrow +\infty \quad (3.13)$$

这样在  $p$  点粒子的概率密度  $Q(0)$  就会趋于无穷大, 即:

$$\lim_{L \rightarrow 0} Q_\alpha(0) = \infty \quad (3.14)$$

由于  $Q(x)$  是满足归一化条件, 并且从式(3.6)其具有归一化特性, 能看出概率密度函数  $Q(x)$  具有脉冲  $\delta$  函数的极限性质, 即:

$$\lim_{L \rightarrow 0} \frac{1}{L} e^{-2|x-p|/L} = \delta(y) = \delta(x-p) \quad (3.15)$$

由于  $\delta$  函数具有以下性质:

$$\delta(x-p) = \begin{cases} \infty & x=p \\ 0 & x \neq p \end{cases} \quad (3.16)$$

$$\int_{p-\varepsilon}^{p+\varepsilon} \delta(x-p) dx = \int_{-\infty}^{+\infty} \delta(x-p) dx = 1 \quad (3.17)$$

因此可以从以上的两个公式可以断定当  $L \rightarrow 0$  时, 粒子将以概率 1 收敛于任意一个点  $p$  的  $\varepsilon$  邻域内。这就证明了当  $L \rightarrow 0$  时, 即  $t \rightarrow \infty$  时粒子将趋近于  $p$  点, 即  $x \xrightarrow{t \rightarrow \infty} p$ 。

总之, 要确保 PSO 的收敛性, 就必须保证粒子能收敛到  $p$  点, 也就是保证下面的必需条件:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} L(t) = 0 \quad (3.18)$$

## 3.2 QPSO 算法的运算过程

### 3.2.1 进化方程

使用蒙特卡罗方法，可以得到粒子的位置：

$$x(t+1) = p \pm \frac{L(t)}{2} \ln(1/u) \quad (3.19)$$

$P$  指的是点  $p$  的坐标， $u$  是在  $(0, 1)$  上服从均匀分布的随机数，参数  $L$  由下面的方程求得：

$$L(t) = 2 * \beta * |p - x(t)| \quad (3.20)$$

从而，量子 PSO 的进化方程可由下式表示：

$$x(t+1) = p \pm \beta * |p - x(t)| * \ln(1/u) \quad (3.21)$$

在文<sup>[50]</sup>中，提出了用最优平均位置  $mbest$  表示全部粒子现在的最佳平均解。用下式表示：

$$mbest = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i1}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{id} \right) \quad (3.22)$$

式(3.22)中， $M$  表示粒子数， $p_i$  是粒子  $i$  经历过的最好位置， $L$  的值由下式给出：

$$L(t) = 2 * \beta * |mbest - x(t)| \quad (3.23)$$

这里  $\beta$  称为收缩—扩张系数，控制算法的收敛过程。从而，式(3.19)可以写成：

$$x(t+1) = p \pm \beta * |mbest - x(t)| * \ln(1/u) \quad (3.24)$$

上式便是 QPSO 的迭代方程。

简而言之，在量子粒子群优化算法中，粒子根据下面三个公式<sup>[50]</sup>进行移动：

$$mbest = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_i = \left( \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{i1}, \dots, \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{id} \right)$$

$$P = \varphi * P_{id} + (1 - \varphi) * P_{gd} \quad (3.25)$$

$$x(t+1) = p \pm \beta * |mbest - x(t)| * \ln(1/u)$$

其中， $M$  表示粒子数， $mbest$  是所有粒子当前的平均最优解， $p_{id}$  是粒子  $i$  的

局部最好位置,  $p_{gd}$  是所有粒子中的目前取得的最优解,  $p$  是介于当前粒子最优解与所有粒子最优解之间的一个随机值,  $\varphi$ 和 $u$  是在(0, 1)上符合均匀分布的随机数, 参数  $\beta$  称为收缩-扩张系数, 它是 QPSO 收敛的一个重要的参数, 调节它的值能制算法的收敛速度。  $\beta$  的取值视情况而定, 可以固定不变, 可以按照一定的方式动态变化, 一般按照下式取值:

$$\beta = m - (m - n) \times \frac{t}{MaxTimes} \quad (3.26)$$

其中  $m$  和  $n$  分别代表参数  $\beta$  的初始值和最终值, 即:  $\beta$  随着迭代线性地从  $m$  递减到  $n$ ,  $t$  是当前的迭代次数,  $MaxTimes$  是允许迭代的最大次数。通过实验结果表明<sup>[50]</sup>, 对于大多数问题来说, 通过改变  $\beta$  的值从搜索开始的 1.0 到结束的 0.5, QPSO 具有相当好的性能。

### 3.2.2 算法流程

1、QPSO 算法的流程为:

步骤一、初始化: 随机散布  $M$  个粒子的初始位置  $x_i(0)$ , 并令各个粒子的当前最佳位置为:  $p_i(0) = x_i(0)$ , 令全局最佳位置为:

$$p_g(0) = \max\{x_1(0), x_2(0), \dots, x_M(0)\} \quad (3.27)$$

步骤二、根据最大化目标函数  $f(x)$  计算公式计算粒子的目标函数值;

步骤三、按照下式更新每个粒子的新局部最优位置

$$p_i(t+1) = \begin{cases} p_i(t); & \text{如果 } f(p_i(t)) \geq f(x_i(t+1)) \\ x_i(t+1); & \text{如果 } f(p_i(t)) < f(x_i(t+1)) \end{cases} \quad (3.28)$$

步骤四、按照下式更新全局最优位置  $p_g(t+1)$ ;

$$p_g(t+1) = \max\{p_1(t+1), p_2(t+1), \dots, p_M(t+1)\} \quad (3.29)$$

步骤五、根据式(3.22)计算  $mbest(t+1)$ ;

步骤六、根据式(3.25)计算每个粒子随机点  $p_i(t+1)$ ;

步骤七、根据式(3.24)更新每个粒子的新位置  $x_i(t+1)$ ;

重复执行步骤二至步骤七, 直到满足算法终止条件(算法终止条件一般取迭代次数达到一定的值  $MaxTimes$ )。

2、具有量子行为的粒子群算法和经典粒子群算法的比较

QPSO 算法与传统的 PSO 算法相比具有如下四个优点:

(1)参数少, PSO 算法需要根据实际问题调整下列三个参数:  $c_1$ 、 $c_2$  和  $a(t)$  的最大值  $m$  和最小值  $n$ , QPSO 算法只需要根据实际问题分别调整参数  $a(t)$  的最

大值  $m$  和最小值  $n$ ，这样就在很大程度上降低了调整程序参数的难度。

(2)根据对 QPSO 算法收敛性的分析，得出在粒子位置有界的条件下，它能够较好地收敛于全局最优点，不易于陷入局部最优点，具有较强的全局、局部搜索能力，算法刚开始的对全局搜索能力强，而对局部搜索能力则相对较弱，随着迭代的进行，其对全局搜索能力相对减弱，而对局部搜索能力相对增强。

(3)稳健性好，即：QPSO 算法的稳健性显然优于已经开发的各种 PSO 算法。

(4)收敛速度快。根据实际操作，可以发现 QPSO 算法能够很快地收敛于最优点。

### 3.3 本章小结

本章首先较为详细介绍了粒子群算法的基本理论和两个重要的改进版本，然后阐明了 QPSO 算法的思想源泉，提出量子粒子群算法的基本模型—势能场模型，接着推演了 QPSO 算法中的粒子的基本进化方程，最后提出一般 QPSO 算法流程。

## 第4章 基于 QPSO 算法的结构系统识别

### 4.1 问题描述

系统识别的基本思想是对比实际系统与所测模型之间与时间相关响应的差别,来判定模型响应是否与系统响应吻合。下面我们给出更为详尽的介绍,将一个实际物理系统的输入输出分别定义为 $u$ 和 $y$ 。令 $y(t_i)$ 表示实际系统在第 $i$ 个时间步长上的真实值,其中 $i=1, \dots, T$ 。可以假定模型与实际结果很接近,那么模型则有 $n$ 个参数,即 $x=(x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in R^n$ 。其中 $\hat{y}(t_i)$ 表示模型第 $i$ 个时间步长的值,这里 $i=1, \dots, T$ 。因此,系统识别的目的就是找出这样一个参数组,即最小化实际系统所测数据与预测模型模拟输出数据(实际系统输入 $y(t_i)$ 与预测模型输出 $\hat{y}(x, t_i)$ 见图4.1<sup>[51]</sup>)之间的误差。最常见的一类误差函数就是如(4.1)式所示的均方误差函数:

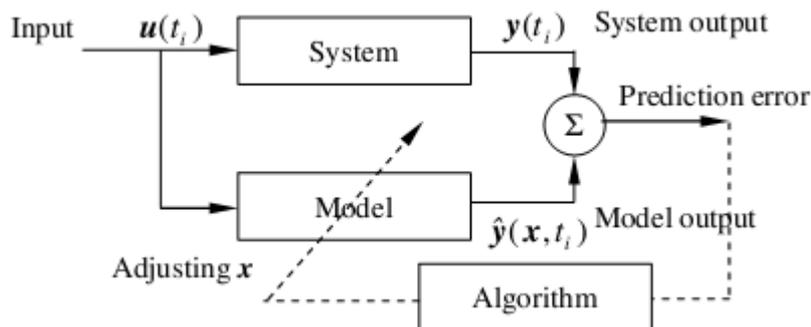


图4.1 系统识别

$$f(x) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \|y(t_i) - \hat{y}(x, t_i)\|^2 \quad (4.1)$$

上式中,  $\|\cdot\|$  表示向量的欧氏范数。实际上, 优化问题是要寻找 $n$ 维的参数组  $x^* \in R^n$  从而符合某项质量标准, 即最小化误差范数  $f(\bullet)$ 。 $f(\bullet)$  常常被叫做目标函数或适应值函数。在QPSO算法中, 一般使用目标函数来反映结果的好与坏。因而优化识别问题可以描述为如式(4.2)所示的一个线性约束、多维非线性优化问题。

$$\begin{aligned} \min f(x), x &= (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \\ \text{s.t. } x &\in S, S = \{x: x_{\min, j} \leq x_j \leq x_{\max, j}, \forall j=1, 2, \dots, n\} \end{aligned} \quad (4.2)$$

其中,  $x_{\min}$  和  $x_{\max}$  分别表示 $n$ 个参数取值的下限和上限。

对于等式(4.2), 如果 $x$ 收敛的话, 当前和全局最优解则易求得。然而, 对于

结构系统识别问题而言，它并不总是收敛的，所以要用一些如PSO、QPSO算法的优化算法来解决这类问题。

QPSO算法的原理并不复杂，只有一个控制参数 $\beta$ 。该算法自被发明至今，已有不少研究者从应用角度对其进行调整和改进，这方面的工作包括对参数的选取及其对算法性能的影响，为QPSO算法理论发展和应用研究打下了坚实的基础。在一般情况下，收缩扩张因子 $\beta$ 随迭代次数从1.2线性递减为0.4可以满足系统识别的要求。

## 4.2 数值算例

本章对一个八层剪切型框架结构进行数值模拟，并与基本粒子群算法（PSO）进行比较。

对该八自由度线性结构进行的识别，分别在加速度全部可测和部分加速度可测、在输出信号分别为无噪声和包含10%水平的零均值高斯噪声两种情况下进行识别。

在实际中由于设备、资金、环境等各方面的限制，每一层的位移及质量不一定都可测，因此采用质量已知和未知，加速度响应全部和部分可测，有噪声和无噪声污染这几种方式采集系统响应输出数据。

(1) 当全部楼层加速度可测，输出矢量定义为

$$y(t) = (\ddot{x}_1(t), \ddot{x}_2(t), \dots, \ddot{x}_8(t)) \quad (4.5)$$

(2) 当1, 3, 5, 7楼层加速度可测，输出矢量定义为

$$y(t) = (\ddot{x}_1(t), \ddot{x}_3(t), \ddot{x}_5(t), \ddot{x}_7(t)) \quad (4.6)$$

适应值函数定义为模拟结构输出与计算结构输出之间的误差范数，输出时间历程10s，采样间隔为0.02s。

在实际结构系统中，因为结构的复杂性，楼层的质量很难估计。在下面的数值模拟中，我们选用质量已知和质量未知两种情况。质量已知时仅识别刚度和阻尼比，而质量未知时则需识别结构系统的质量、刚度及阻尼比。所有参数的搜索空间均取0.5倍~2.0倍的真实值。采用的模型参数如表4.1：

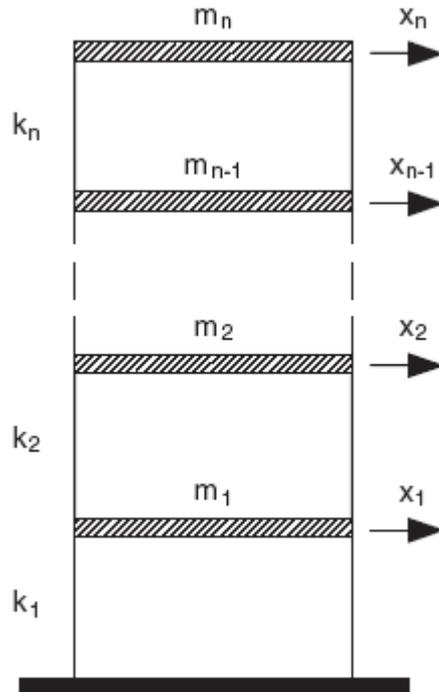


图4.2 n自由度剪切型结构

表4.1 8层剪切型框架结构系统参数

刚度 k (kN/m)	质量 m (kg)	阻尼比 $\zeta$
$k_{1-7}=5.529 \times 10^3$	$m_{1-7}=49.48$	$\zeta_1=3\%$
$k_{2-8}=2.723 \times 10^3$	$m_8=45.06$	$\zeta_2=5\%$

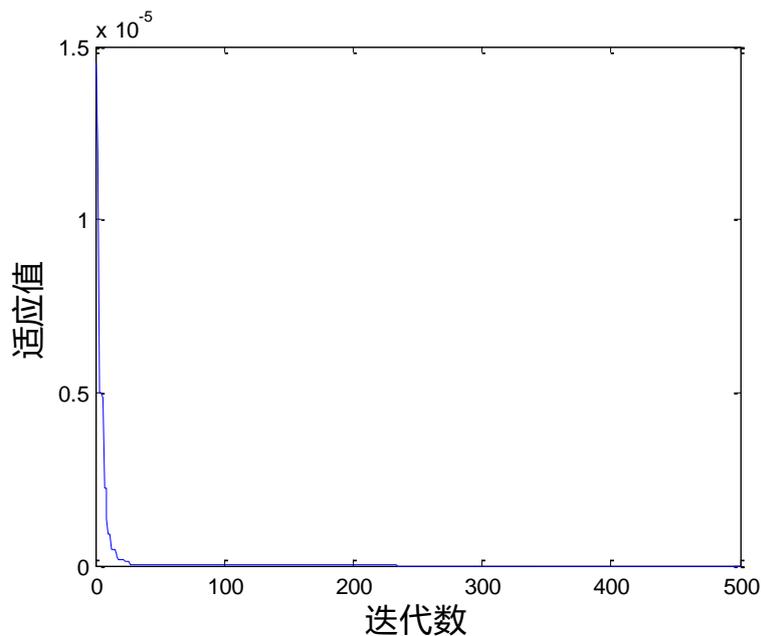
- (1) 工况一：质量已知，无信号干扰下，全部加速度输出可测的识别。QPSO 参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），参数  $\beta$  从 1.0到0.5线性递减，需识别的参数为刚度和阻尼比。运算5次后取平均值作为最终识别结果列于下表。

表4.2 质量已知且全部加速度可测时的模拟识别结果（无信号污染）

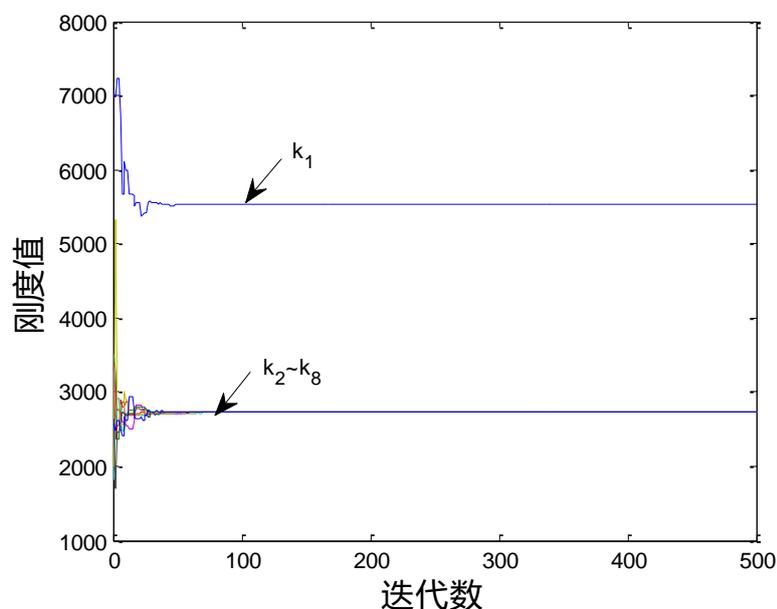
参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$k_1$ (kN/m)	5529	5529	0.00	5529	0.00
$k_2$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_3$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_4$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_5$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_6$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_7$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00
$k_8$ (kN/m)	2723	2723	0.00	2723	0.00

$\xi_1$	3%	3%	0.00	3%	0.00
$\xi_2$	5%	5%	0.00	5%	0.00

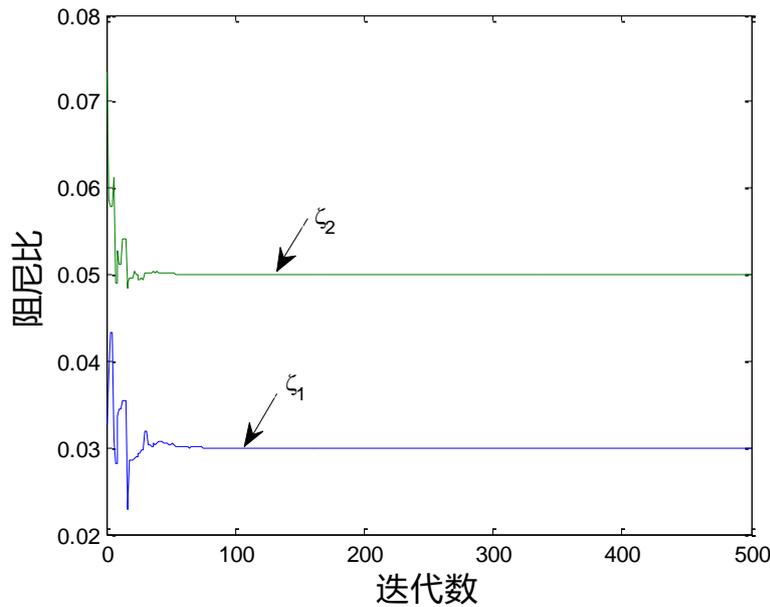
除了给出表4.2所列出的基于量子粒子群算法(QPSO)的参数识别结果之外,我们在图4.3(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图,以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时图4.3(b)~(c)给出了质量已知时基于QPSO的典型参数识别过程示例。



(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度收敛过程曲线



(c) 阻尼比收敛过程曲线

图4.3 质量已知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

在工况一条件下，QPSO算法与PSO算法均表现很好，误差接近于零，可见，在先验条件完备，无噪声干扰下，QPSO的识别效果很好。

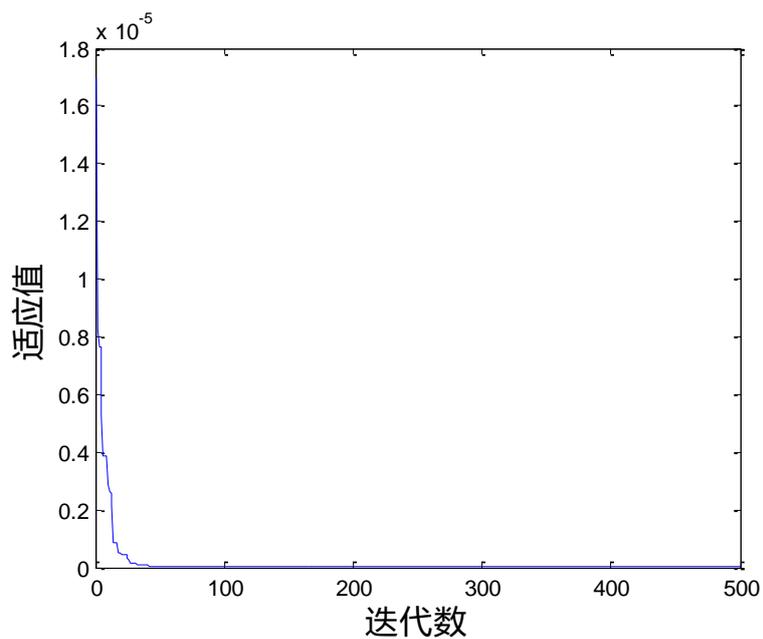
(2) 工况二：质量已知，无信号干扰，只有1, 3, 5, 7层加速度输出可测的识别。QPSO参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），需识别的参数为刚度和阻尼比，运算5次后取平均值作为最终识别结果列于下表。

表4.3 质量已知且部分加速度可测时的模拟识别结果（无信号污染）

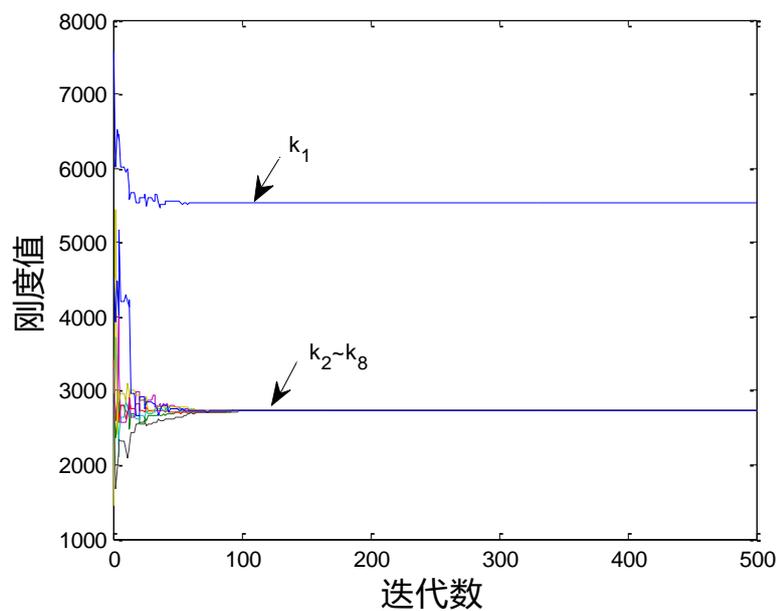
参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$k_1$ (kN/m)	5529	5528.9	0.00	5529	0.00
$k_2$ (kN/m)	2723	2723.1	0.00	2723	0.00
$k_3$ (kN/m)	2723	2723.1	0.00	2723	0.00
$k_4$ (kN/m)	2723	2723.3	0.01	2723	0.00
$k_5$ (kN/m)	2723	2722.9	0.00	2723	0.00
$k_6$ (kN/m)	2723	2722.9	0.00	2723	0.00
$k_7$ (kN/m)	2723	2722.9	0.00	2723	0.00
$k_8$ (kN/m)	2723	2722.9	0.00	2723	0.00
$\xi_1$	3%	3.001%	0.03	3%	0.00
$\xi_2$	5%	4.99%	0.20	5%	0.00

除了给出表4.3所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.4(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.4(b)~(c)给出了质量已知时基于QPSO的

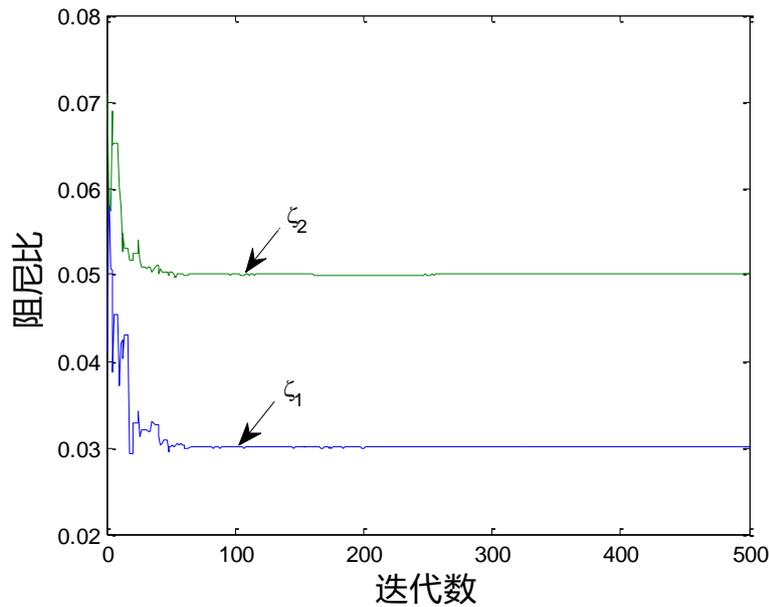
典型参数识别过程示例。



(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度值收敛过程曲线



(c) 阻尼比收敛过程曲线

图4.4 质量已知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

由表4.3和图4.4可知，在质量已知这样较低维工况下，PSO算法和QPSO算法识别的刚度值和阻尼值在进化100代后就进入平坦区，均可以快速收敛，且误差非常小，接近于真实值。

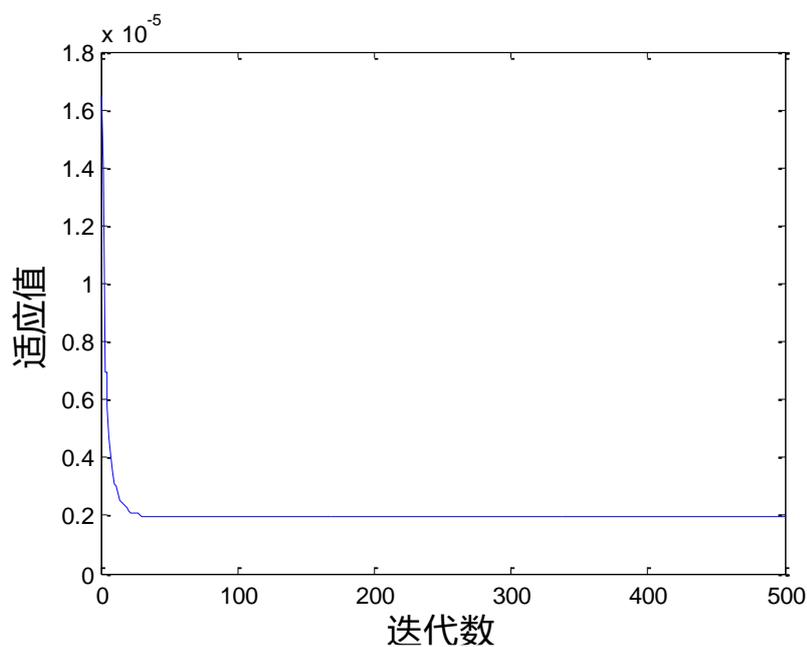
(3) 工况三：质量已知，10%噪声污染，全部加速度输出可测的识别。QPSO参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），需识别的参数为刚度和阻尼比，运算5次后取平均值作为最终识别结果列于下表。

表4.4 质量已知且全部加速度可测时的模拟识别结果（10%噪声污染）

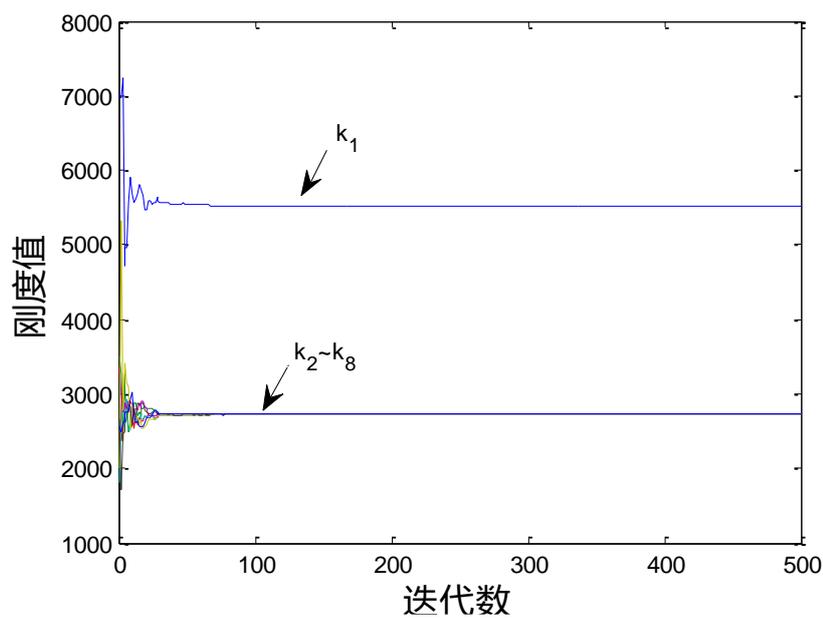
参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$k_1$ (kN/m)	5529	5537.0	0.14	5526.2	0.05
$k_2$ (kN/m)	2723	2728.4	0.20	2725.2	0.08
$k_3$ (kN/m)	2723	2716.9	0.22	2726.0	0.11
$k_4$ (kN/m)	2723	2715.1	0.29	2726.1	0.11
$k_5$ (kN/m)	2723	2722.9	0.00	2725.7	0.10
$k_6$ (kN/m)	2723	2711.9	0.41	2723.8	0.03
$k_7$ (kN/m)	2723	2726.5	0.13	2720.2	0.10
$k_8$ (kN/m)	2723	2735.4	0.46	2720.0	0.11
$\xi_1$	3%	2.9542%	1.53	2.9830%	0.57
$\xi_2$	5%	4.9862%	0.28	4.9953%	0.09

除了给出表4.4所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.5(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.5(b)~(c)给出了质量已知时基于QPSO的

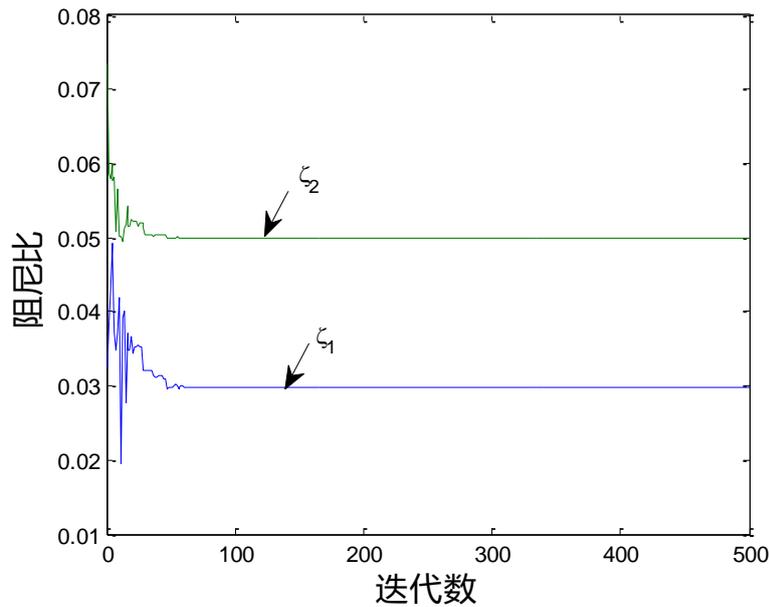
典型参数识别过程示例。



(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度值收敛过程曲线



(c) 阻尼比收敛过程曲线

图4.5 质量已知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

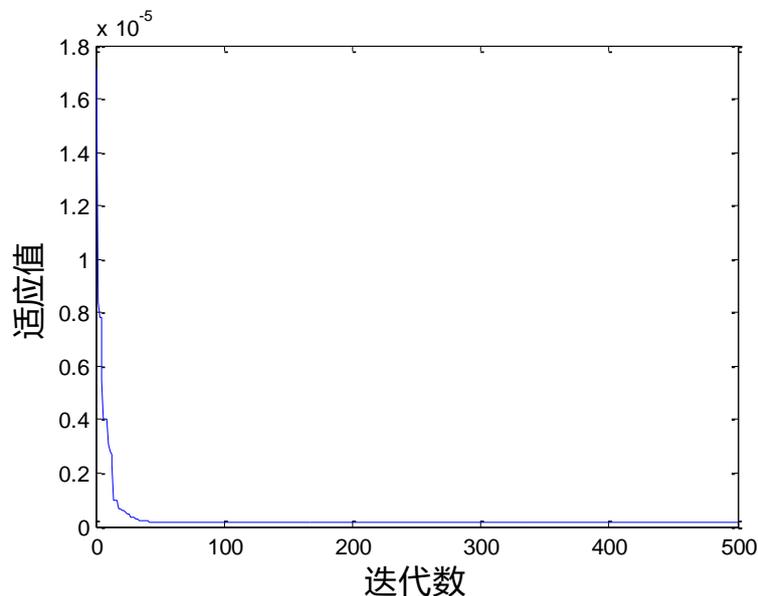
由表4.4可见,在该工况的条件下,PSO和QPSO两种算法刚度识别值相对误差均在1%之内,分别在0.00%到0.46%之间和0.03%到0.11%,PSO算法与QPSO算法阻尼比识别结果的最大相对误差分别为1.53%和0.57%,QPSO算法的识别误差明显小于PSO算法。而且由图4.5可知,该算法的适应值目标函数及参数估计过程收敛相当迅速。

(4) 工况四:质量已知,10%噪声污染,只有1、3、5、7层加速度输出可测的识别。QPSO参数设置如下:粒子数=100,最大更新代数=500(终止条件),需识别的参数为刚度和阻尼比,运算5次后取平均值作为最终识别结果列于下表。

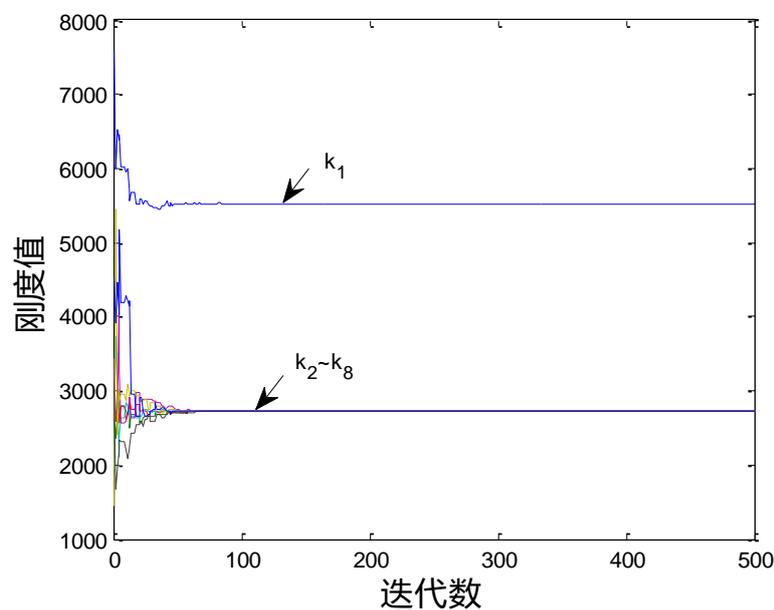
表4.5 质量已知且部分加速度可测时的模拟识别结果(10%噪声污染)

参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$k_1(\text{kN/m})$	5529	5543.9	0.27	5528.6	0.01
$k_2(\text{kN/m})$	2723	2732.8	0.36	2723.4	0.01
$k_3(\text{kN/m})$	2723	2803.7	2.96	2723.6	0.02
$k_4(\text{kN/m})$	2723	2668.2	2.01	2724.1	0.04
$k_5(\text{kN/m})$	2723	2707.9	0.55	2723.7	0.03
$k_6(\text{kN/m})$	2723	2671.9	1.88	2723.8	0.03
$k_7(\text{kN/m})$	2723	2912.5	6.96	2721.5	0.05
$k_8(\text{kN/m})$	2723	2614.4	3.99	2722.6	0.01
$\xi_1$	3%	2.93%	2.33	2.9955%	0.15
$\xi_2$	5%	4.98%	0.40	4.9985%	0.03

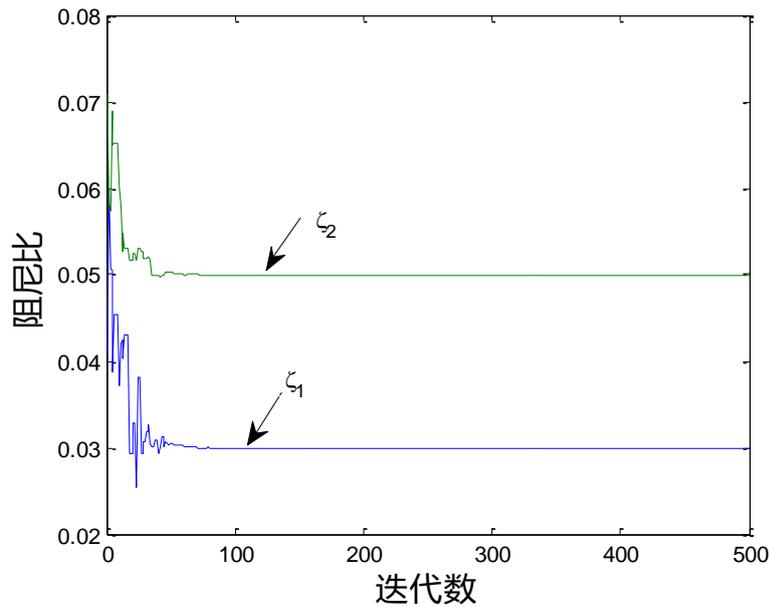
除了给出表4.5所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.6(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.6(b)~(c)给出了质量已知时基于QPSO的典型参数识别过程示例。



(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度值收敛过程曲线



(c) 阻尼比收敛过程曲线

图4.6 质量已知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

工况四识别结果表明，在有噪声污染的情况下，该算法比PSO算法有更好的稳健性，可以收敛于全局近似最优解，实现对结构系统参数的准确高效识别。QPSO算法对刚度值识别结果的误差范围在0.01%到0.05%之间，识别效果很好，而PSO算法的识别误差为0.27%到6.96%，明显要差于QPSO。另外，由图4.6可知，该算法的适应值函数及参数识别收敛都十分迅速。

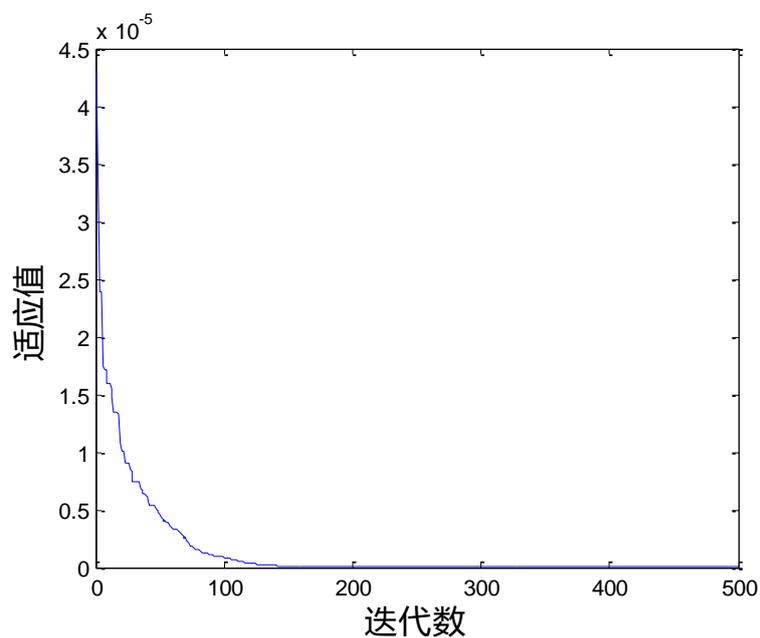
(5) 工况五：质量未知，无噪声污染，全部加速度数据输出可测的识别。QPSO参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），运算5次后取平均值作为最终识别结果列于表4.6。

表4.6 质量未知且全部加速度可测时的模拟识别结果（无噪声污染）

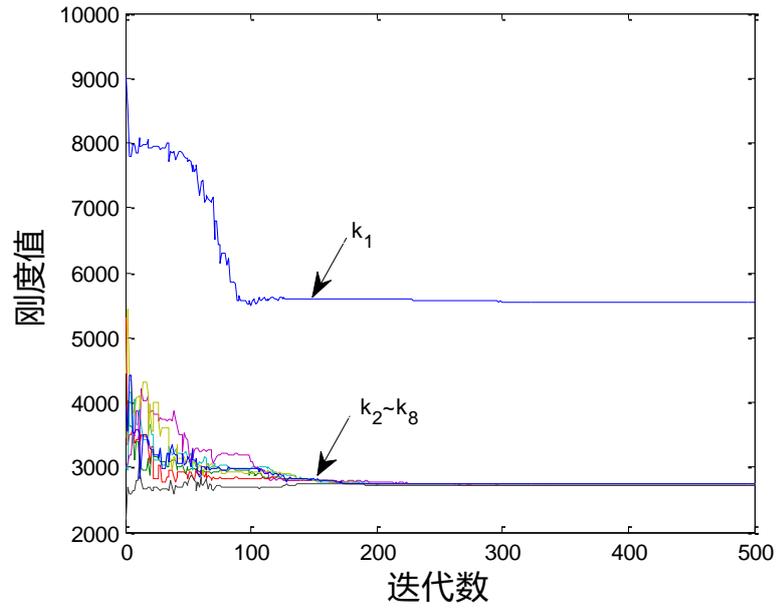
参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$m_1(\text{kg})$	49.48	50.2742	1.61	49.5500	0.14
$m_2(\text{kg})$	49.48	49.2344	0.50	49.7703	0.59
$m_3(\text{kg})$	49.48	49.9098	0.87	49.6211	0.29
$m_4(\text{kg})$	49.48	50.9342	2.94	49.6345	0.31
$m_5(\text{kg})$	49.48	51.9275	4.95	49.6329	0.31
$m_6(\text{kg})$	49.48	50.2098	1.47	49.6793	0.40
$m_7(\text{kg})$	49.48	49.0193	0.93	49.6625	0.37
$m_8(\text{kg})$	45.06	45.0234	0.08	45.1802	0.27
$k_1(\text{kN/m})$	5529	5769.4	4.35	5532.6	0.06
$k_2(\text{kN/m})$	2723	2731.9	0.33	2737.2	0.52
$k_3(\text{kN/m})$	2723	2831	3.97	2732.0	0.33

$k_4(\text{kN/m})$	2723	2748	0.92	2739.3	0.60
$k_5(\text{kN/m})$	2723	2778.3	2.03	2729.6	0.24
$k_6(\text{kN/m})$	2723	2652.5	2.59	2737.2	0.52
$k_7(\text{kN/m})$	2723	2914.2	7.02	2729.5	0.24
$k_8(\text{kN/m})$	2723	2616.8	3.90	2734.8	0.44
$\xi_1$	3%	2.94%	2.00	2.96%	1.29
$\xi_2$	5%	5.03%	0.60	4.97%	0.59

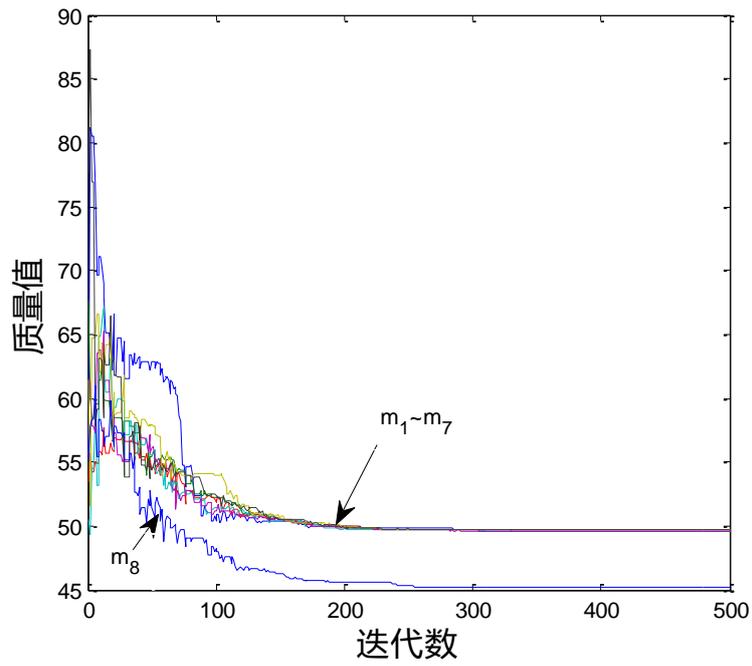
除了给出表4.6所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.7(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.7(b)~(d)给出了质量已知时基于QPSO的典型参数识别过程示例。



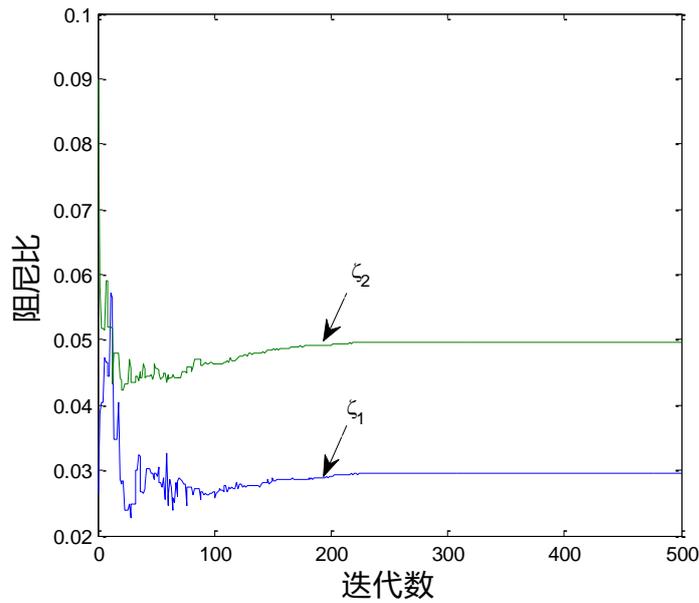
(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度收敛过程曲线



(c) 质量收敛过程曲线



(d) 阻尼比收敛过程曲线

图4.7 质量未知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

由图4.7我们发现，在质量未知这样高维多峰函数的情况下，QPSO算法仍然取得了很好的收敛效果，质量、刚度误差均在1%之内，阻尼比误差稍大，最大也不过1.29%。而PSO算法的刚度、质量最大误差分别达到了7.02%和4.95%，识别能力稍显逊色。

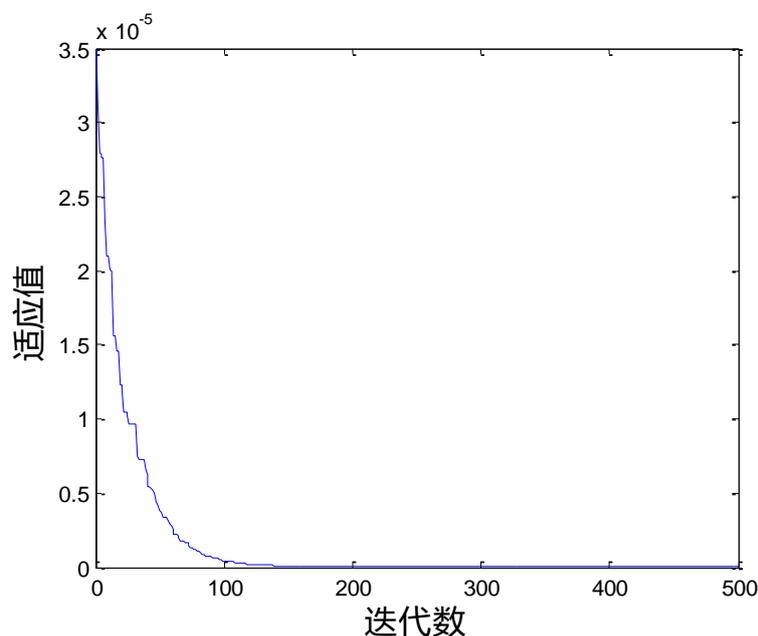
(6) 工况六：质量未知，无噪声污染，只有1、3、5、7层加速度数据输出可测的识别。QPSO参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），运算5次后取平均值作为最终识别结果列于表4.7。

表4.7 质量未知且部分加速度可测时的模拟识别结果（无噪声污染）

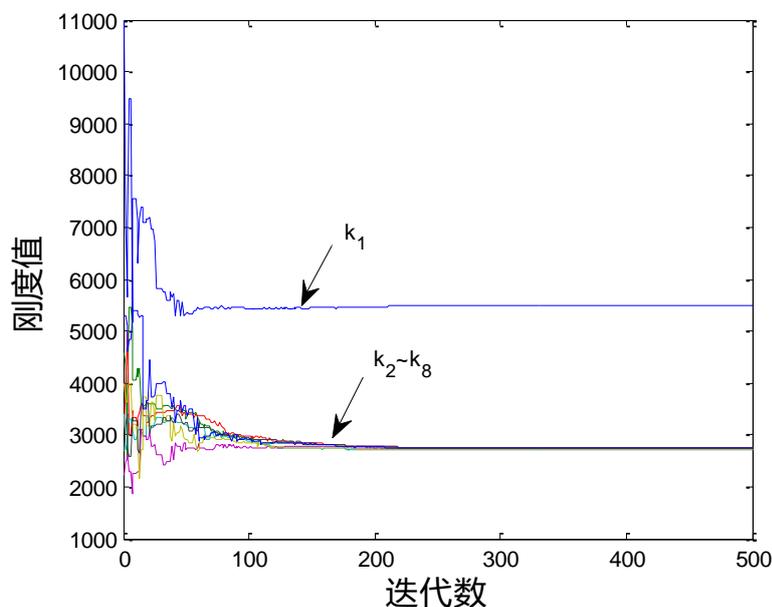
参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$m_1(\text{kg})$	49.48	50.3835	1.83	49.4240	0.11
$m_2(\text{kg})$	49.48	49.4443	0.07	49.7402	0.53
$m_3(\text{kg})$	49.48	50.3423	1.74	49.5956	0.23
$m_4(\text{kg})$	49.48	50.2977	1.65	49.6031	0.25
$m_5(\text{kg})$	49.48	49.3929	0.18	49.6626	0.37
$m_6(\text{kg})$	49.48	50.3933	1.85	49.5899	0.22
$m_7(\text{kg})$	49.48	50.2372	1.53	49.6761	0.40
$m_8(\text{kg})$	45.06	46.4844	3.16	45.3367	0.61
$k_1(\text{kN/m})$	5529	5773.9	4.43	5498.9	0.54
$k_2(\text{kN/m})$	2723	2732.2	0.34	2738.1	0.55
$k_3(\text{kN/m})$	2723	2828.5	3.87	2739.2	0.59
$k_4(\text{kN/m})$	2723	2764.6	1.53	2731.2	0.30

$k_5(\text{kN/m})$	2723	2784.7	2.27	2758.6	1.31
$k_6(\text{kN/m})$	2723	2644.4	2.89	2724.1	0.04
$k_7(\text{kN/m})$	2723	2904.2	6.65	2735.2	0.45
$k_8(\text{kN/m})$	2723	2603.8	4.38	2739.0	0.59
$\xi_1$	3%	2.91%	3.00	2.95%	1.51
$\xi_2$	5%	5.11%	2.20	4.96%	0.73

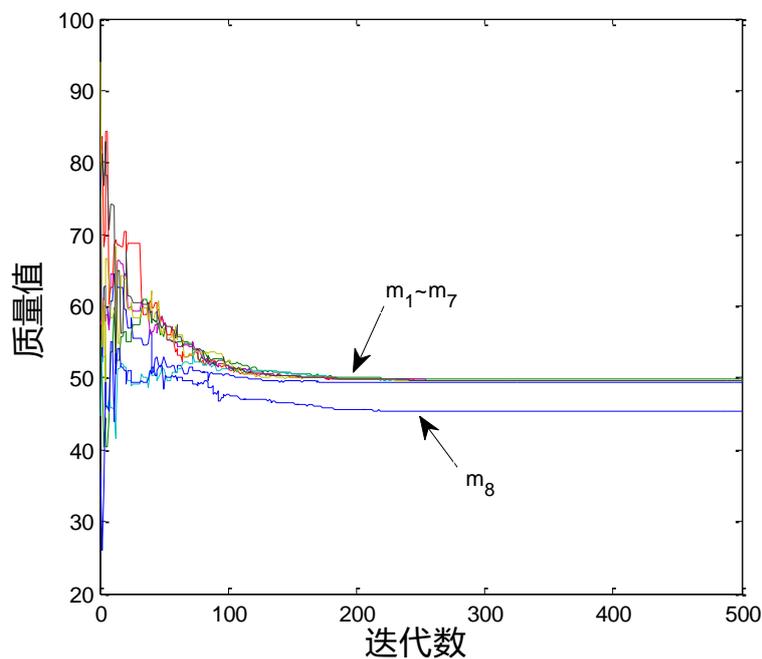
除了给出表4.7所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.8(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.8(b)~(d)给出了质量已知时基于QPSO的典型参数识别过程示例。



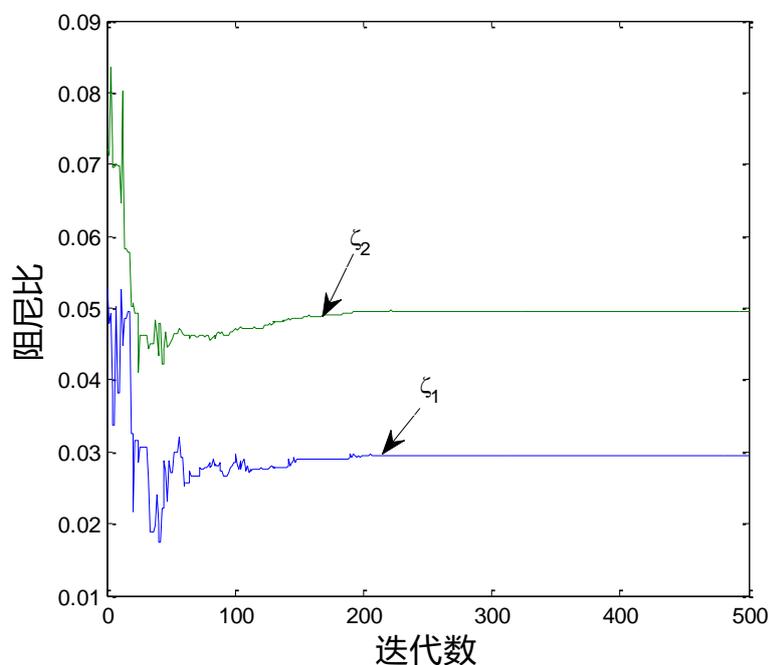
(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度收敛过程曲线



(c) 质量收敛过程曲线



(d) 阻尼比收敛过程曲线

图4.8 质量未知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

由表4.7及图4.8, 可知在部分输出信息缺失的情况下, 尽管误差有显著提高,

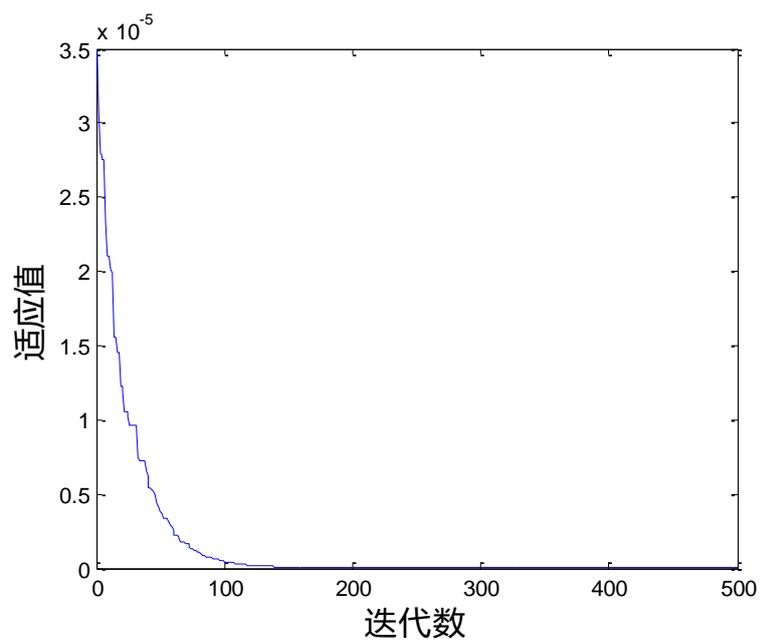
但QPSO算法对刚度仍然实现快速收敛于全局最优值即真实值，且相对误差明显小于PSO算法，QPSO算法识别效果很好。

(7) 工况七：质量未知，10%噪声污染，部分加速度数据输出可测的识别。QPSO参数设置如下：粒子数=100，最大更新代数=500（终止条件），需识别的参数为刚度、质量和阻尼比，运算5次后取平均值作为最终识别结果列于表4.8。

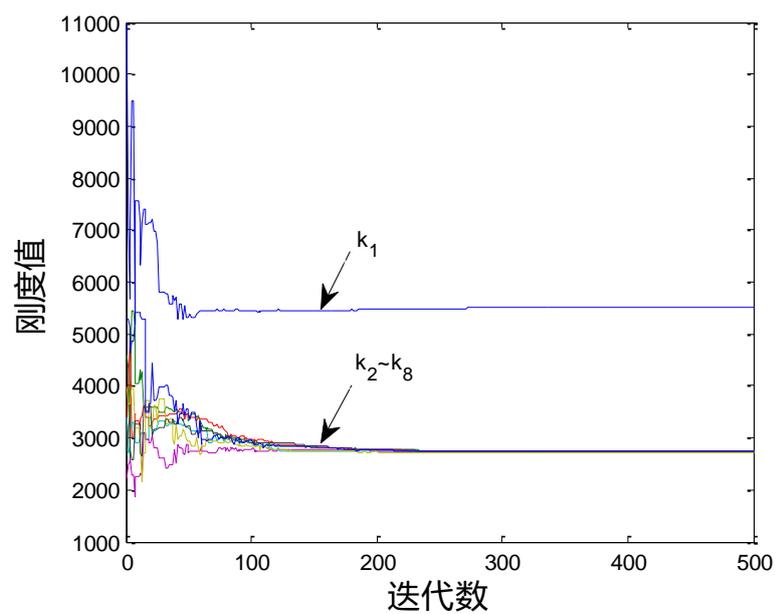
表4.8 质量未知且部分加速度可测时的模拟识别结果（10%噪声污染）

参数	真实值	PSO		QPSO	
		识别值	相对误差(%)	识别值	相对误差(%)
$m_1(\text{kg})$	49.48	50.5674	2.20	49.4240	0.11
$m_2(\text{kg})$	49.48	48.3961	2.19	49.7402	0.53
$m_3(\text{kg})$	49.48	49.3345	0.29	49.5956	0.23
$m_4(\text{kg})$	49.48	49.5253	0.09	49.6031	0.25
$m_5(\text{kg})$	49.48	49.0534	0.86	49.6626	0.37
$m_6(\text{kg})$	49.48	50.6345	2.33	49.5899	0.22
$m_7(\text{kg})$	49.48	47.9567	3.08	49.6761	0.40
$m_8(\text{kg})$	45.06	44.1223	2.08	45.3367	0.61
$k_1(\text{kN/m})$	5529	5796.4	4.84	5498.9	0.54
$k_2(\text{kN/m})$	2723	2701.6	0.79	2738.1	0.55
$k_3(\text{kN/m})$	2723	2623.8	3.64	2739.2	0.59
$k_4(\text{kN/m})$	2723	2611.3	4.10	2731.2	0.30
$k_5(\text{kN/m})$	2723	2843.1	4.41	2758.6	1.31
$k_6(\text{kN/m})$	2723	2645.4	2.85	2724.1	0.04
$k_7(\text{kN/m})$	2723	2544.2	6.57	2735.2	0.45
$k_8(\text{kN/m})$	2723	2876.8	5.65	2739.0	0.59
$\xi_1$	3%	2.57%	14.33	2.95%	1.51
$\xi_2$	5%	4.61%	7.80	4.96%	0.73

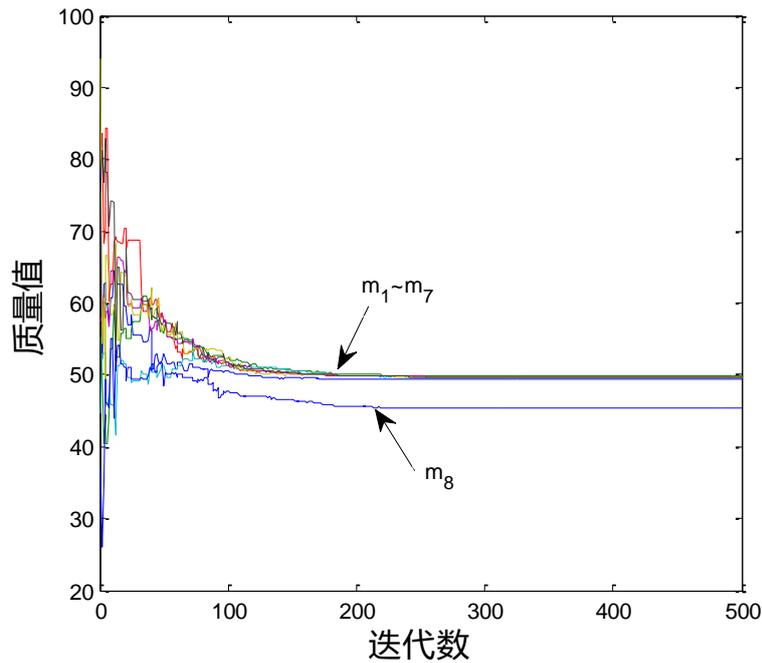
除了给出表4.8所列出的基于量子粒子群算法（QPSO）的参数识别结果外，我们在图4.9(a)给出了该算法在识别中的收敛示意图，以便更加直观地反映QPSO算法在识别过程中的性能。同时在图4.9(b)~(d)给出了质量已知时基于QPSO的典型参数识别过程示例。



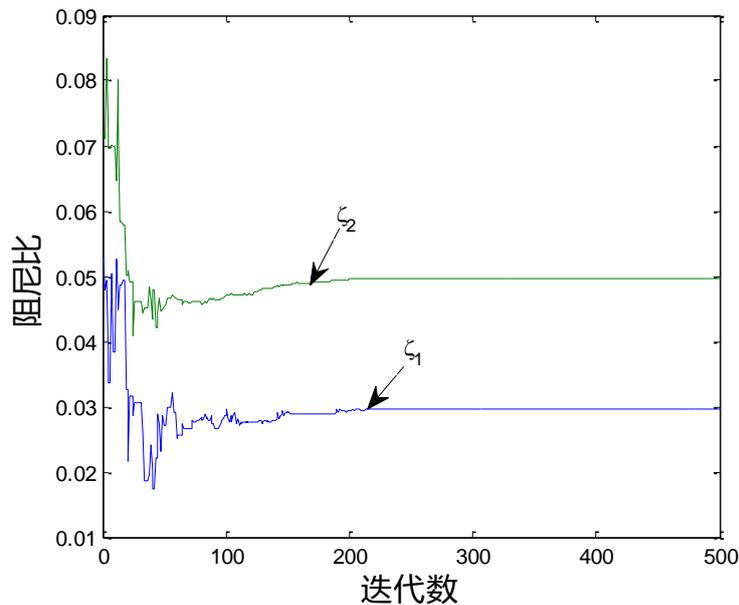
(a) 适应值收敛过程曲线



(b) 刚度值收敛过程曲线



(c) 质量收敛过程曲线



(d) 阻尼比收敛过程曲线

图4.9 质量未知时基于QPSO的参数识别的一个典型模拟过程

对于最不利的工况七，在质量未知，有噪声污染，且只有部分加速度输出可测的情况下，QPSO算法的收敛效果仍然令人满意。总体来讲，QPSO算法得到的相对误差要小于PSO算法，所以QPSO识别的效果更好一些。在没有噪声污染的情况下，QPSO算法的识别结果基本上与真实值相同，说明该算法的较强的收敛性能，在同时加上质量未知的情况后，QPSO算法仍然能够取得比PSO算法更好

的收敛结果，说明QPSO算法的优良性能。

### 4.3 本章小结

在本章中，我们通过对一个八层剪切型框架结构模型的系统进行探讨，实现了量子粒子群算法在模拟工程结构系统识别中的初步应用。通过大量实验，我们发现此方法在质量已知或未知时均能对模型系统做出正确识别。可见，QPSO算法在先验信息不完备条件下的识别非常有效，可以对于有噪声污染的数据进行很好处理，收敛于全局近似最优解。数值模拟的结果表明，QPSO方法明显要优于PSO算法的基本版本，设计简洁，易操作，而且占用的计算机资源很少，是一种很有发展和研究价值的一类系统识别方法。

## 第5章 基于 QPSO 算法的真实结构系统识别

### 5.1 工程概况

为了进一步验证基于QPSO算法的识别方法的稳健性，本章将把基于QPSO算法的系统识别方法应用于一真实结构，该结构是在日本E-defence振动台上完成的模型比例为1:1的振动台实验。

为研究结构在特大地震中的性能并评估其震后损伤情况，在E-Defence振动台上对一栋如图5.1所示的足尺四层混凝土结构进行试验。该真实结构振动台面以上为16.25m，每层由4根框架混凝土柱和四片剪力墙构成；框架柱尺寸为600mm×600mm，剪力墙厚度300mm,长度2000mm。结构每层均布置了3个X向（沿短轴方向）和Y向（沿长轴方向）的加速度传感器测量结构的加速度时程响应，传感器采样频率为1000Hz。振动台试验分3天进行，每天加载强震前均加载了3次幅值较小的Random地震波，可以认为是线性情况。由于9次加载的Random波下结构动力特性相似，所以我们选取第2天中第2次加载Random波下的响应对结构进行识别。



图5.1 试验结构

## 5.2 QPSO 算法识别真实结构

### 5.2.1 识别模型

将图 5.1 的试验结构简化为如图 4.2 的识别模型。该结构的动力方程可写成如下形式：

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{u}(t) = -\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}_g(t) \quad (5.1)$$

其中  $\mathbf{M}$ 、 $\mathbf{C}$ 、 $\mathbf{K}$  分别为质量、阻尼和刚度矩阵， $\mathbf{u}$  为位移向量， $\ddot{\mathbf{u}}_g$  为振动台地震输入。

将结构的状态方程 (5.1) 两边，同时左乘质量矩阵的逆， $\mathbf{M}^{-1}$ ，则方程写为：

$$\{\ddot{\mathbf{u}}\} + [\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{C}]\dot{\mathbf{u}} + [\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{K}]\mathbf{u} = -\begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{Bmatrix} \ddot{\mathbf{u}}_g(t) \quad (5.2)$$

其中：

$$[\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{C}] = \begin{pmatrix} \frac{c_1+c_2}{m_1} & -\frac{c_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{c_2}{m_2} & \frac{c_2+c_3}{m_2} & -\frac{c_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{c_3}{m_3} & \frac{c_3+c_4}{m_3} & -\frac{c_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{c_4}{m_4} & \frac{c_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.3)$$

$$[\mathbf{M}]^{-1}[\mathbf{K}] = \begin{pmatrix} \frac{k_1+k_2}{m_1} & -\frac{k_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{k_2}{m_2} & \frac{k_2+k_3}{m_2} & -\frac{k_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{k_3}{m_3} & \frac{k_3+k_4}{m_3} & -\frac{k_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{k_4}{m_4} & \frac{k_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.4)$$

由于  $\frac{c_2}{m_1} = \frac{c_2}{m_2} \times \frac{m_2}{m_1}$ 、 $\frac{c_3}{m_2} = \frac{c_3}{m_3} \times \frac{m_3}{m_2} \dots$ ，故 (5.3)、(5.4) 式转化为式 (5.5)、

(5.6)：

$$[C'] = [M]^{-1}[C] = \begin{pmatrix} \frac{c_1}{m_1} + \frac{c_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & -\frac{c_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{c_2}{m_2} & \frac{c_2}{m_2} + \frac{c_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & -\frac{c_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{c_3}{m_3} & \frac{c_3}{m_3} + \frac{c_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} & -\frac{c_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{c_4}{m_4} & \frac{c_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.5)$$

$$[K'] = [M]^{-1}[K] = \begin{pmatrix} \frac{k_1}{m_1} + \frac{k_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & -\frac{k_2}{m_2} * \frac{m_2}{m_1} & 0 & 0 \\ -\frac{k_2}{m_2} & \frac{k_2}{m_2} + \frac{k_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & -\frac{k_3}{m_3} * \frac{m_3}{m_2} & 0 \\ 0 & -\frac{k_3}{m_3} & \frac{k_3}{m_3} + \frac{k_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} & -\frac{k_4}{m_4} * \frac{m_4}{m_3} \\ 0 & 0 & -\frac{k_4}{m_4} & \frac{k_4}{m_4} \end{pmatrix} \quad (5.6)$$

于是结构状态方程(5.1)变为:

$$\{\ddot{u}\} + [C']\dot{u} + [K']u = - \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{Bmatrix} \ddot{u}_g(t) \quad (5.7)$$

结构的损伤过程中结构质量可以认为是不发生变化的, 因而层间质量的比值, 如  $\frac{m_2}{m_1}$ 、 $\frac{m_3}{m_2}$  等为一个定值, 由此, 简化模型的动力特性可以由状态参量  $\hat{\theta}$  来描述, 其表达式为:

$$\hat{\theta} = \left\{ \frac{k_1}{m_1}, \frac{k_2}{m_2}, \frac{k_3}{m_3}, \frac{k_4}{m_4}, \frac{c_1}{m_1}, \frac{c_2}{m_2}, \frac{c_3}{m_3}, \frac{c_4}{m_4} \right\} \quad (5.8)$$

因此, 本章中利用 QPSO 算法对该结构进行参数识别问题转化为求参数  $\hat{\theta}$ , 使得简化备选模型与真实结构相一致。仅选择 X 向的响应数据, 以实测振动台加速度响应作为地震波输入数据, 利用信号处理方法对实测数据去除转动方向的加速度分量。

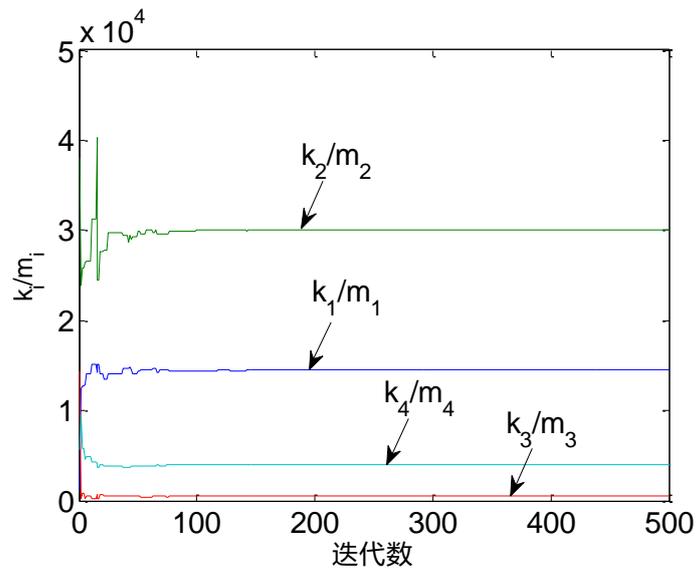
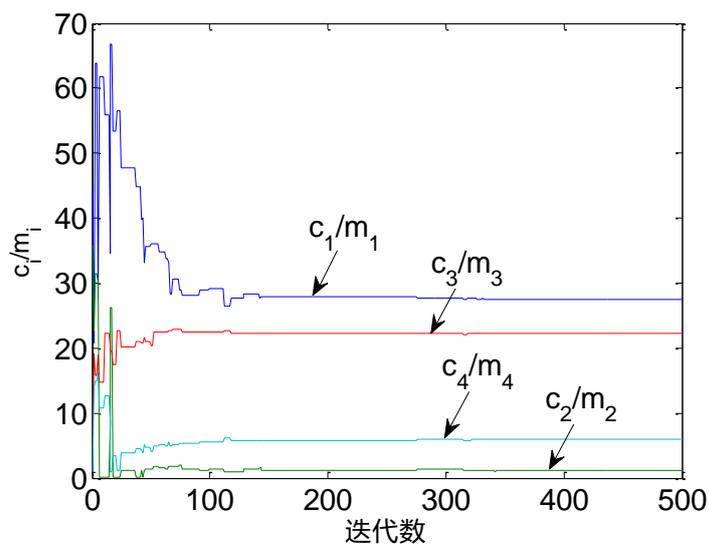
## 5.2.1 识别结果

QPSO 算法的参数设置为: 粒子数=50, 更新代数=500(终止条件),  $\beta=1.0-0.5$

线性递减。根据设计资料，识别参数的初始估计值： $\hat{\theta} = (5864, 4590, 2940, 2777, 5.643, 7.186, 3.889, 5.100)$ 。待识别参数范围： $0.1 \sim 10\hat{\theta}$  独立计算 5 次，识别结果见表 5.1，参数识别的一个典型收敛过程如图 5.1~5.2 所示。

表 5.1 Random 波识别结果

	1 层	2 层	3 层	4 层
$k_i/m_i$	14479.43	30035.23	483.07	3945.49
$c_i/m_i$	27.54	1.05	22.31	5.93

图 5.1 参数  $k_i/m_i$  的典型收敛过程图 5.2 参数  $c_i/m_i$  的典型收敛过程

在相同的地震输入下反演结构加速度输出，并与原实测结构的加速度记录时程和频谱分析，结果如图 5.3~5.4 所示。

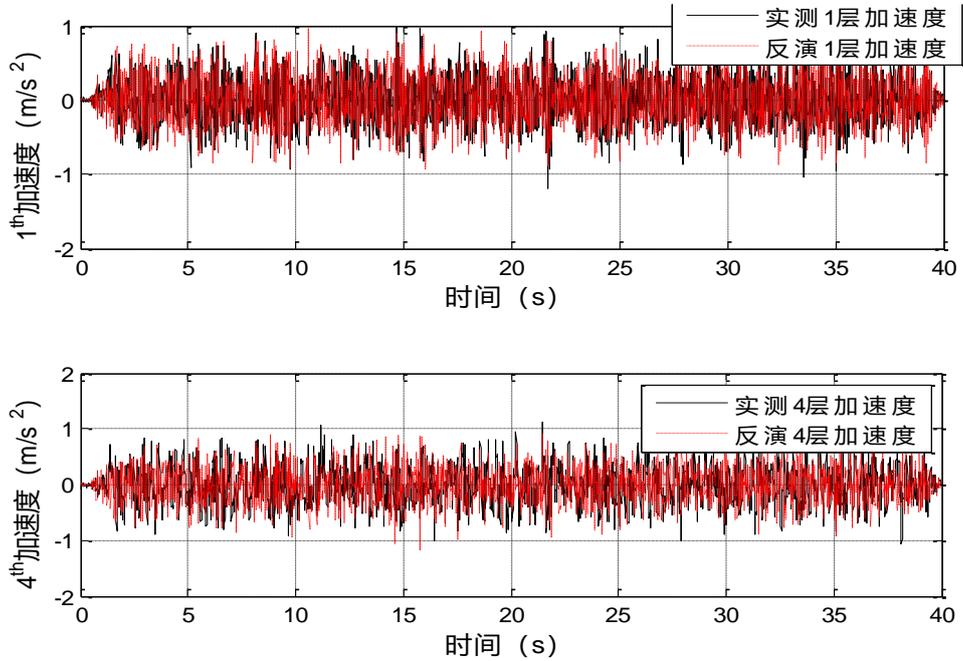


图 5.3 加速度时程比较

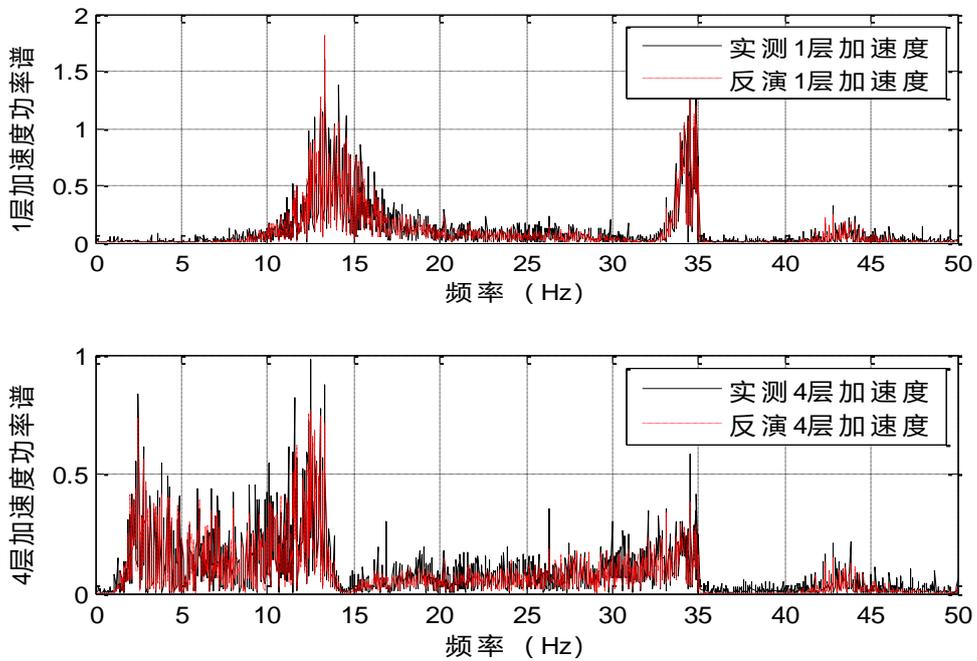


图 5.4 加速度频谱比较

尽管表 5.1 中的识别结果与从图纸直接估算的质量和刚度有一定的差别，但由图 5.3~5.4 反演结构加速度结果与原实测结构响应记录的对比可以看出，利用

QPSO 识别结构进行反演的加速度结构与实际记录响应无论在时域下还是频域内都相一致, 该识别结果表明基于 QPSO 算法的识别方法在真实结构参数识别中的应用是有效的。

### 5.3 本章小结

本章用QPSO算法对一个真实结构进行参数识别, 通过反演结构加速度响应与原实测记录对比分析, 证明了基于QPSO算法的识别方法在真实结构参数识别中应用的有效性。通过真实结构的识别可以看出, QPSO算法运用参数少, 算法简单容易实现, 而且收敛效率高, 稳健性强, 是一种很有应用前途的系统识别方法。

## 第6章 总结与展望

### 6.1 本文总结

本文针对系统识别的方法研究做出了以下工作：

(1) 通过对系统识别问题转化为优化问题的分析，提出基于量子粒子群算法的结构系统识别研究方法。解决了所测信息不完整以及系统中某类参数缺失情况下的参数识别问题。

(2) 采用一个八层剪切型框架结构模型来进行数值模拟。分别测试在质量未知和质量已知情况下，噪声干扰、所测信息不完备对于识别结果的影响。

(3) 将QPSO识别方法应用于一个振动台模型的参数识别中，通过反演结构的响应并与实测数据对比，结果接近于真实值，证明了该方法对于真实结构识别的可行性。

通过计算分析，我们得出结论：

量子粒子群算法原理简单，计算效率高。基于量子粒子群算法的系统识别在给定合适的参数之后无论受到不同程度的噪声还是测量信息不完备的影响，识别结果仍然具有精度高，误差小，收敛速度快的特点。这些优点是传统识别方法所没有的。它为了解决测量信息不完备、系统先验信息不确定的线性复杂结构的系统识别问题提供了非常有效的工具。

### 6.2 展望

QPSO算法虽然有着很多的优点，但是也存在着一定不足，比如，QPSO算法的搜索稳健性和收敛性能之间存在矛盾，难以兼顾良好的稳健性与较快的收敛速度；在解决噪声污染严重的问题时，QPSO算法收敛性能差，效率不足，有时无法收敛到最优解；本文对于量子粒子群算法和基于量子粒子群算法的结构系统识别做出初步探索，可以继续对量子PSO算法研究的内容包括下面三项：

(1) 进一步研究量子PSO算法的改进版本包括自适应以及合作的QPSO在系统识别中的应用，改善算法早熟的弱点。

- (2) 动态扩大邻域，提高粒子之间信息的传播速度。
- (3) 研究非线性问题的结构系统识别。



## 致谢

随着这本论文的完稿，本人在同济的求学生涯也将结束。遥想当年从中山大学这所文理综合性大学跨到同济大学这所以土木建筑见长的工科大学，这条路漫长而曲折。但也正应了那句话，“前途是光明的，道路是曲折的”。在这三年的时光里，我见识了同济严谨、求实的学风，让“同舟共济，自强不息”的精神深深扎根于自己的思想。

首先衷心的感谢我的导师薛松涛教授和指导老师唐和生副教授。薛老师虽然常年在海外，但是心系学生；每次回国都对我们言传身教，能够在学生危急之时给予学生关心和爱护。唐老师则是我们朝夕相处的前辈和楷模；每每忆及研一的时候，他在研究室与同学们通宵鏖战，共同进行课题攻关，至今令人难忘。总之，三年时光，能够在两位老师的门下求学，令我终身难忘。

感谢研究室的陈镛教授，虽然我入学之时恰逢陈老师退休之际，但是陈老师老教授的威严我还是至今难以忘怀。虽然遗憾没能成为他指导的学生，但是和他的多次接触还是能够领略到他深厚的力学功底和独具一格的研究思路。

感谢谢丽宇老师，研一的时候在他的带领下，开始初步接触结构系统识别的内容，为我打开了一扇通往知识宝藏的大门。

感谢申道明、许锐、范德伟、白杰、胡长远、苏瑜六位博士以及同门王泽兴、赵伟屹、于骁勇、郭海超和师弟邓立新、汪洁、裘亦文，师妹唐珏、王娇、谢丽君、李晶晶、姚雯给我的帮助和支持。

最后，衷心地感谢我的父母，他们为我多年求学的道路和生活默默付出和关爱，并给予了我最坚定的支持，提供我源源的经济保证，在论文结束之际向我的父母和家人表达深深的谢意！

王兰彬

2012年6月于同济

## 参考文献

- [1] 杨晓楠. 基于贝叶斯统计推理的结构损伤识别方法研究: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2007.
- [2] 邸小坛, 周燕. 旧有建筑物的检测加固与维修. 北京: 地震出版社, 1991.
- [3] 张伟. 基于粒子群优化算法的结构参数及损伤识别: [博士学位论文]. 上海: 同济大学, 2008.
- [4] 李杰. 随机结构系统——分析与建模. 北京: 科学出版社, 1996.
- [5] Jazwinski A. H., Stochastic processes and filtering theory, New York: Academic Press, 1970.
- [6] Yang J, Pan S, Lin S. Least-squares estimation with unknown excitations for damage identification of structures. *J Eng Mech*, 2007, 133(1): 12~21
- [7] Zhang J, Sato T, Lai S. Support vector regression for on-line health monitoring of large-scale structures by a novel signal processing technique. *Earthquake Eng Struct Dyn*, 2007, 36(7): 909-25
- [8] 毕天姝, 丁蓝, 张道农. 基于窗口滑动总体最小二乘法的输电线路参数辨识. *电力科学与技术学报*, 2011, 26(2): 11-15
- [9] Campillo, F. and Mevel, L. Recursive maximum likelihood estimation for structural health monitoring: tangent filter implementations. [C] Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference (CDC-ECC'05), 2005, Seville, Spain
- [10] 宋文尧, 张牙. 卡尔曼滤波[M]. 北京出版社, 1991
- [11] 潘芹, 易伟建. 卡尔曼滤波在结构物理参数识别中的应用[J]. *湖南大学学报*, 29(32): 137~142
- [12] Ljung L. Asymptotic behavior of the extended kalman filter as a parameter estimator for linear system [J]. *IEEE*, 1979, 24: 36~50
- [13] Cunha J, Cogan S, Berthod C. Application of genetic algorithms for the identification of elastic constants of composite materials from dynamic tests. *Int J Numer Methods Eng*, 1999, 45(7): 891~900
- [14] Franco G, Betti R, Lus H. Identification of structural systems using an evolutionary strategy. *J Eng Mech*, 2004, 130(10): 1125~39
- [15] Perry M, Koh C, Choo Y. Modified genetic algorithm strategy for structural identification. *Comput Struct*, 2006, 84(8-9): 529~40
- [16] Chou J, Ghaboussi J. Genetic algorithm in structural damage detection. *Comput Struct*, 2001, 79(14): 1335~53
- [17] Koh C, Hong B, Liaw C. Parameter identification of large structural systems in time domain. *J Struct Eng*, 2000, 126(8): 957~63
- [18] Koh C, Hong B, Liaw C. Substructural system identification by genetic algorithms. In: 3rd US - Japan workshop on nonlinear system identification and structural health monitoring, Los Angeles (CA), 2000
- [19] Levin R, Lieven N. Dynamic finite element model updating using simulated annealing and genetic algorithm. *Mech Syst Signal Process*, 1998, 12(1): 91~120

- [20] Tang,H., Xue,S. Differential Evolution Strategy for Structural System Identification, computer and structures, 2008, In press
- [21] Pandey A.K., Biswas M., and Samman M.M.,Damage detection from changes in curvature mode shapes[J ]. Journal of Sound and Vibration, 1991, 145(2) : 321- 332.
- [22] 易伟健, 刘霞. 结构损伤诊断的遗传算法研究. 系统工程理论与实践, 2001, (5): 114-118.
- [23] Carlin R A & Garcia E. Parameter optimization of a genetic algorithm for structural damage detection. in: Proc. of 14th International Modal Analysis Conference. Dearborn, 1996. 1292-1298.
- [24] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. Ant system: optimization by a colony of cooperation agents. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetics-Part B,1996,26(1)29~41
- [25] 汪镭, 吴启迪 蚁群算法在参数识别中的应用. 自动化学报, 2003, 29(1):102~109
- [26] Li Y J, Wu T J, Hill D J. An accelerated ant colony algorithm for complex nonlinear system optimization Proceedings of the 2003 IEEE International Symposium on Intelligent Control,2003,709~713
- [27] Krzysztof Socha, Dorigo M. Ant Colony Optimization for continuous domains European Journal of Operational Research 185, 2008, 1155~1173
- [28] Store R,Price K,Differential evolution-A simple and efficient adaptive scheme for global optimization over continuous spaces.Journal of Global Optimization, 1997,11(4):341-359.
- [29] Gong Wenyin, Cai Zhihua, Zhu Li. An efficient multi-objective differential evolution algorithm for engineering design Structural and Multidisciplinary Optimization, 2009, 4(2):137~157
- [30] Coelho, Leandro dos Santos. Reliability-redundancy optimization by means of a chaotic differential evolution approach Chaos Solitons Fractals, 2009,7, Vol. 41(2), 594~602
- [31] Wu ZhiFeng, Huang HouKuan, Yang Bei, etc. A modified differential evolution algorithm with self-adaptive control parameters Proceedings of 2008 3rd International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering, ISKE 2008, 524~527
- [32] Sara Casciati. Stiffness identification and damage localization via differential evolution algorithms Structural Control and Health Monitoring, Vol.15(3),2008,436~449
- [33] Marco Savoia., Loris Vincenzi. Differential Evolution Algorithm for Dynamic Structural Identification Journal of Earthquake Engineering, Vol.12(5),2008,800~821
- [34] Erol, O. K.. and Eksin, I. A new optimization method: Big Bang-Big crunch, Adv. Eng. Software, 2006, 37: 106~111
- [35] T. Kumbasar, E. Yesil, I. Eksin, Inverse fuzzy model control with online adaptation via Big Bang-Big Crunch optimization, the 3rd International Symposium on Communications, Control and Signal Processing, Malta, 2008
- [36] H. M. Genc, A. K.Hocaoglu, Bearing-only tracking based on Big Bang-Big Crunch algorithm, 3rd International Multi-Conference on Computing in the Global Information Technology, Athens, Greece, 2008
- [37] C.-V. Camp, Design of space trusses using Big Bang-Big Crunch optimization, Journal of Structural Engineering, 2007, 133,999~1008
- [38] A. Kaveh, S. Talatahari. Size optimization of space trusses using Big Bang-Big Crunch

- algorithm. Computers and Structures, 2009, Vol. 87, No. 17-18: 1129~1140
- [39] Kennedy J. & Eberhart R. C. Particle Swarm Optimization. In: Proc. of IEEE International Conference on Neural Networks. Perth, Australia, 1995, 1942-1948.
- [40] OZCAN E, MOHAN C K. Analysis of a Simple Particle Swarm Optimization System. In: Intelligent Engineering Systems Through Artificial Neural Networks. NY, USA: A SME, 1998. 253-258.
- [41] 孙木楠, 史志俊. 基于粒子群优化算法的结构模型修改. 振动工程学报, 2004, 17(3), 350-353.
- [42] 张伟, 唐和生, 薛松涛. 基于粒子群优化的结构系统识别. 燕山大学学报, 2009, 33(1), 103-112.
- [43] 刘济科, 汤凯. 基于振动特性的损伤识别方法的研究进展. 中山大学学报, 2004, 43(6): 57-61.
- [44] 王术新, 姜哲. 基于结构振动损伤识别技术的研究现状及进展. 振动与冲击, 2003, 23(4): 99-102.
- [45] 孙鸿敏, 李宏男. 土木工程结构健康监测研究进展. 防灾减灾工程学报, 2003, 85(19): 1579-1588.
- [46] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 1942-1948.
- [47] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1998: 69-73.
- [48] Clerc M. The swarm and the queen: towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation, 1999, 3: 1951-1957.
- [49] J. Sun et al. Particle Swarm Optimization with Particles Having Quantum Behavior. Proc[C]. 2004 Congress on Evolutionary Computation, pp: 325-331.
- [50] J. Sun et al. A Global Search Strategy of Quantum-behaved Particle Swarm Optimization [C]. Proc. 2004 IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems.
- [51] Tang H, Xue S. Differential Evolution Strategy for Structural System Identification Computer and Structures, 2008, 86: 2004-2012.



## 个人简历 在读期间发表的学术论文与研究成果

### 个人简历:

王兰彬, 男, 1988 年

2005 年 9 月-2009 年 6 月 毕业于中山大学理论与应用力学专业

2009 年 9 月-至今 上海同济大学攻读硕士

### 待发表论文:

王兰彬. 量子粒子群优化算法在结构参数识别中的应用. 《防灾减灾工程学报》(已录用)