

# 计算智能与力学反问题中的若干问题<sup>\*</sup>

梁艳春

吉林大学数学系, 长春 130012

**摘要** 计算智能是生物智能的计算模拟, 包括人工神经网络、模糊系统和进化计算三个主要部分. 参考国内外有关计算智能与力学反问题研究中的某些问题, 并结合作者的研究工作, 介绍了有关课题的研究状况以及目前的研究进展.

**关键词** 计算智能, 人工神经网络, 模糊系统, 进化计算, 力学反问题

## 1 引言

历史发展到今天, 科学技术创造了空前的奇迹, 形成了当代两大前沿学科: 生命科学和信息科学. 这两大学科本身既相互渗透又相互促进, 同时也影响和带动了其它学科的发展. 计算智能与这两大学科密切相关. 对计算智能的研究, 是当前信息科学的中心问题之一, 已经吸引了众多相关学科研究人员的不断介入. 对计算智能的研究与应用, 既是对相关学科传统研究方法的一种严峻挑战, 又为解决相关学科的有关问题、推进相关学科的发展提供了一种强大的动力.

纵观现代力学的发展, 我们可以看到, 兼具基础科学与技术科学特点的力学, 几乎与所有学科相互渗透, 形成交叉学科. 生命科学和信息科学的高速发展, 给力学带来了划时代的冲击. 计算智能的出现, 强烈地吸引着力学工作者. 很多力学问题的研究已经从不同的角度、不同的侧面应用了计算智能的理论与方法, 并取得了可喜的成果. 本文参考国内外有关计算智能与力学反问题研究中的某些问题, 并结合作者的研究工作, 介绍有关课题的研究状况以及目前的研究进展.

## 2 计算智能简介

计算智能 (computational intelligence) 是生物智能的计算模拟, 它包括人工神经网络 (artificial neural network)、模糊系统 (fuzzy system) 和进化计算 (evolutionary computation) 三个主要部分. 下面将这三部分作一下简单介绍.

人工神经网络是近十几年来发展极为迅速的一门边缘、交叉学科. 自1982年美国加州工学院物理学家 J.J. Hopfield 提出人工神经网络的 Hopfield 计算模型以及1985年美国 D.E. Rumelhart 和 J.L. McClelland 领导的 PDP 研究小组提出多层前向网络的误差反向传播训练算法 (BP 算

收稿日期: 1998-12-11, 修回日期: 1999-05-04

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金 (19872027) 和国家教育部符号计算与知识工程开放研究实验室资助项目

法)<sup>[1]</sup>以来, 神经网络进入了第二次发展高潮, 在众多工程领域得到了广泛应用, 取得了令人瞩目的成就<sup>[2~8]</sup>. 神经网络借鉴了神经科学的基本成果, 它是基于模仿生物大脑的结构和功能而构成的一种信息处理系统. 对于它的研究涉及计算机科学、控制论、信息科学、微电子学、心理学、认知科学、物理学、数学与力学等学科. 神经网络的理论是近年来得到迅速发展, 它的应用范围涉及生物学、商业、金融、环境、制造业、医学、军事、通信等诸多方面. 目前, 越来越多的科技人员投入这一研究领域. 作为一种崭新的信息处理方法, 神经网络是对过去 40 年中一直统治着信息处理的程序化计算的第一次挑战.

1965 年美国控制论专家 L.A. Zadeh 教授创立了模糊集合论, 为描述与处理事物的模糊性和系统中的不确定性, 模拟人的模糊逻辑思维功能, 提供了强有力的工具. 30 多年来, 模糊集合论得到了迅速发展, 模糊数学已经逐渐形成了一个独立的数学分支. 模糊系统是以模糊集合论为基础而发展起来的. 模糊控制在高技术领域的一系列成功应用, 充分显示了模糊系统的巨大应用潜力.

神经网络技术与模糊技术各有自身的优势. 前者以生物神经网络为模拟基础, 试图在模拟感知、认知、自动学习等方面向前发展一步, 使人工智能更接近人脑的自组织和并行处理等功能. 后者以模糊逻辑为基础, 抓住了人脑思维的模糊性特点, 在描述高层知识方面有其长处, 可以模仿人的综合推断来处理常规数学方法难以解决的模糊信息处理问题, 使计算机应用得以扩大到人文、社会科学及复杂系统等领域. 将模糊逻辑与神经网络进行有机的结合, 可以有效地发挥其各自的长处并弥补不足, 使之能够适用于更多的复杂问题领域. 神经网络与模糊系统相结合的研究始于 80 年代后期, 它是实现机器智能的一个关键技术, 是国际人工智能研究领域的前沿方向之一.

进化计算方法是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制的随机化搜索方法, 它包括遗传算法、进化策略、进化规划以及遗传规化等四种典型执行策略, 是自然遗传学和计算机科学相互结合、相互渗透而形成的新的计算方法.

遗传算法 (genetic algorithm) 是在 60 年代由美国密执安大学的 J.H. Holland 教授及其学生和同事发展起来的<sup>[9,10]</sup>. 它基于达尔文适者生存、优胜劣汰的进化原则, 对包含可行解的群体反复使用遗传学的基本操作, 不断生成新的群体, 使种群不断进化, 同时以全局并行搜索技术来搜索优化群体中的最优个体, 以求得满足要求的最优解. 遗传算法操作的基本对象是可行解的某种编码, 通常是字符串或二值位串. 与其它搜索算法如随机查找、梯度下降、模拟退火等方法比较, 遗传算法的主要优点是简单、鲁棒性强. 由于遗传算法实现全局并行搜索, 搜索空间大, 并且在搜索过程中不断向可能包含最优解的方向调整搜索空间, 因此宜于寻找到最优解或准最优解. 和其它方法相比, 需要解决的问题越复杂, 目标越不明确, 遗传算法的优越性越大. 近年来, 遗传算法在组合优化求解、机器学习、人工生命等领域已显示了它的广阔应用前景, 因而已成为国内外十分热门的研究课题.

进化规化 (evolutionary programming) 是由美国学者 L.J. Fogel 于 60 年代提出来的. 在研究人工智能的过程中, 他提出一种随机的优化方法, 这种方法也借鉴了自然界生物进化的思想. 他认为智能行为必须包括预测环境的能力, 以及在一定目标指导下对环境作出合理响应的能力. Fogel 等提出的方法与遗传算法有许多共同之处, 但不像遗传算法那样注重父代与子代的遗传细节 (基因及其遗传操作) 上的联系, 而是把侧重点放在父代与子代表现行为的联系上. 1966 年, Fogel 等出版了专著《基于模拟进化的人工智能》<sup>[11]</sup>, 系统阐述了进化规划的思想. 但当时学术界对在人工智能领域采用进化规划持怀疑态度, 因此 Fogel 的进化规划技术与方法当时未被接受. 直到 90 年代, 进化规划才逐步被学术界所重视, 并开始用于解决一些实际问题. 1992 年, 在美国举行了进化规划第一届年会. 此会每年举行一次, 从而迅速吸引了大批各行业的研究人

员和工程技术人员。

进化策略 (evolution strategies) 的思想与进化规划的思想有很多相似之处,但它是在欧洲独立于遗传算法和进化规划而发展起来的<sup>[12,13]</sup>。1963年,德国柏林技术大学的两名学生 I. Rechenberg 和 H.P. Schwefel 在利用实验处理流体动力学问题时,提出了进化策略的思想。他们利用风洞做实验,以确定气流中物体的最优外形,如具有最小能量损失的柔性弯管的形状优化等问题。由于当时存在的一些优化策略(如简单的梯度策略等)不适于解决这类问题,所以 Rechenberg 提出了按照自然变异和自然选择的生物进化思想,对物体的外形参数进行随机改变的设想并尝试了其效果,进化策略的思想由此而诞生。当时,人们对这种随机策略无法接受,但 Schwefel 等仍坚持实验与研究。此后,他们一直在不断地完善和发展进化策略的理论与方法。1981年, Schwefel 出版了专著《计算机模型的数值优化》<sup>[14]</sup>,该书记载了有关进化策略研究的成果。1990年,在欧洲召开了第一届“基于自然思想的并行问题求解”(parallel problem solving from nature, PPSN) 国际会议。此后该会每两年举行一次,成为在欧洲召开的有关进化计算的主要国际会议。

遗传算法中定长字符串的采用,相当于对问题解答的结构和大小的一种预确定,它极大地限制了遗传算法在许多方面,如人工智能、机器学习和符号处理等领域的应用。为了克服遗传算法在表达方面的局限性,美国斯坦福大学计算机系 J.R. Koza 于 1989 年提出了遗传规化 (genetic programming) 的新概念,用层次化的计算机程序代替字符串表达问题。由于在遗传规化中计算机程序的结构和大小都是可以变化的,从而便于表达问题的复杂性。1992 年 Koza 又出版了专著《遗传规化——应用自然选择法则的计算机程序设计》<sup>[15]</sup>,该书全面介绍了遗传规化的原理及应用实例。1994 年, K.E. Kinneer Jr 主编了《遗传规化进展》<sup>[16]</sup>,汇集了许多研究工作有关遗传规化的应用技术和经验,它表明遗传规化已渗透到生命科学、工程技术及社会科学的各个领域。同年, Koza 又出版了第二本专著《遗传规化 II: 可重用程序的自动发现》<sup>[17]</sup>,进一步阐明了遗传规化的实质。

遗传算法、进化策略、进化规划与遗传规化均以模拟生物进化机制为基础,其基本操作都是作用于由若干个体构成的群体,且前三种算法的发展有逐渐融合的趋势,但注意到它们之间的差别,对于理论与应用研究都是有益的。(1) 遗传算法的基本作用对象是优化变量的某种编码,而进化策略与进化规划直接作用于表达个体的实变量本身。(2) 遗传算法的仿生基点在于通过遗传算子的作用改变个体的基因结构,从而强调杂交作用方式与繁殖后代的遗传手段;而进化策略与进化规划则注重父代与子代之间的表现型 (phenotype) 联系,从而强调无论遗传过程怎样发生,父代与子代必须保持服从相同概率分布的性状。(3) 在遗传算法中,杂交操作是主要遗传算子,而在进化策略与进化规划中,变异操作是主要遗传算子。(4) 在选择机制上,进化策略利用确定方式产生用于繁殖的父本,而遗传算法与进化规划则强调选择对个体适应性的依赖与概率机制。(5) 在遗传算法和进化规划中,杂交操作都使群体趋于同一化;而在遗传规化中,杂交操作将施加一个偏离同一趋势的反平衡作用。因此,在遗传规化中,同一化的发生是不可能的。

目前进化计算已被广泛认为是可以成功应用于计算机科学、工程技术、管理科学和社会科学等领域的一种自组织、自适应的计算智能技术。作为 21 世纪有关智能计算的关键技术之一,进化计算方法对于求解复杂优化问题所显示出的巨大潜力愈来愈引起众多学科的研究者的兴趣<sup>[18~21]</sup>。

### 3 力学反问题概述

力学是研究物质宏观机械运动规律的科学。在大多数情形下,对于力学问题的研究,通常是首先根据具体问题作出假设,提出力学模型,建立基本方程,然后通过数值计算,获得数值结

果. 最后通过实验测定, 验证数值结果的正确性. 这可以称为力学的正问题. 研究某一结构的力学响应, 其主要目的在于确定它的强度、刚度或稳定性, 这是力学正问题的一项主要任务. 所谓力学反问题, 一般是指利用实验数据构造力学模型或确定基本方程中的参数, 也包括在某些给定的条件(如满足强度、刚度或几何约束等)下, 寻求结构的最佳设计方案等问题. 随着计算机技术的迅速发展与实验手段的不断提高, 理论分析与实际应用中各种需求的不断提出, 近年来力学反问题的研究得到了较大的发展, 受到了人们越来越多的关注. 在工程问题中可能会出现各种各样的力学反问题, 下面以振动系统分析为例, 说明振动反问题的一般提法.

一个振动系统, 在外界激振力(亦称激励或输入)作用下, 会呈现一定的振动响应(亦称输出). 激励与响应由系统的振动特性联系着, 振动问题的提法大致可以按欲求三者之中的哪一个而归纳为三类:

第一类: 已知激励和系统振动特性, 求响应. 这类问题一般称为振动分析, 它是工程中最基本和最常见的问题, 其主要任务在于验算结构、产品等在工作时的动力响应(如变形、位移、应力等)是否满足预定的安全要求和其它给定指标. 这种问题与设计工作的关系是非常直接的. 凡是已设计好的系统如果要考虑动力问题都应当进行这种分析, 这种问题可称为振动的正问题.

第二类: 已知激励和响应, 求系统特性. 可以称这类问题为系统识别. 这种问题在复杂系统的研究、系统的故障诊断以及在线监测等课题中都会出现. 所谓求系统特性, 主要是指构造系统的模型或确定已知模型的某些参数. 通常, 利用实验数据构造模型, 称为识别; 而利用实验数据来确定已知模型的某些参数, 则称为参数识别, 有时也称为参数估计. 系统识别是振动的第一种反问题.

第三类: 已知系统特性和响应, 求激励. 可以称这类问题为环境预测. 例如为了避免产品在运输中的损坏, 需要通过记录车辆振动和产品振动, 以估计运输过程是怎样一种振动环境, 运输过程对于产品是怎样一种激励, 这样才能有根据地对产品进行可靠而有效的减震包装. 环境预测是振动的第二种反问题.

振动系统的参数识别, 是由测得的响应, 反求系统的结构参数, 包括模态参数(如固有频率、阻尼比、固有振型等)和物理参数(如质量、刚度、阻尼系数等), 它们分别称为模态参数识别和物理参数识别.

振动系统参数识别可以在频域中进行, 也可以在时域中进行. 利用频域表达式或数据(如复频响应函数)进行参数识别的方法称为频域识别方法, 直接利用响应的时间历程数据进行参数识别的方法称为时域识别方法.

频域识别方法是一种传统的识别方法. 一般说来, 频域法的优点是: 物理概念清楚、直观; 数据处理工作量较小; 抗噪声能力较强; 对测量精度要求相对说不很高. 其缺点是: 必须进行激励; 实验设备较复杂; 实验周期较长, 在线检测困难. 而且由于利用共振, 因此对大阻尼和相邻固有频率很接近的系统将发生困难.

时域识别方法是近年来随着现代控制理论的发展, 随着计算机的迅速普及与广泛应用而发展的. 时域法的优点是: 不受系统的大阻尼及相邻固有频率接近程度的限制; 可进行在线故障检测和诊断; 只需较短的记录样本; 可以不需要复杂的激励设备. 其缺点是: 对噪声较敏感; 要求较高的测量精度; 要求很低的背景噪声水平; 不直观, 不易判断结果的正确性; 数据处理工作量较大.

#### 4 计算智能在力学反问题中的若干应用

在振动工程领域, 通过实测数据识别动力系统模型是一个重要问题. 人们已经提出了许多

识别方法, 如参数的或非参数的识别方法, 时域的或频域的识别方法等. 但大多数方法都有不可避免的局限性, 如要求对于待识别结构先验知识的了解, 对于待识别结构的性质的限制, 以及对于所采用的输入信号的限制等. 借鉴其它相关学科的先进思想与技术来解决振动系统模型识别中的难点问题, 已经成为当前振动系统建模中的一个重要研究课题. 将计算智能引入振动系统模型识别问题的研究已经引起了国内外有关研究人员的极大关注 [22~34].

#### 4.1 基于神经网络的非线性振动系统恢复力识别的研究

S.F. Masri 于 1993 年首次提出了利用人工神经网络技术识别非线性动力系统恢复力的方法 [22], 它是将人工神经网络方法用于应用力学领域中的物理系统的成功尝试. 该方法利用了神经网络所具有的概括能力, 没有对于输入信号的限制, 也无需对于待识别结构先验知识的了解. 但该文只处理了单自由度非线性动力系统的恢复力识别问题. 文 [23, 24] 将该方法推广应用于多自由度振动系统, 从而使该方法具有更广泛的适用性.

多自由度线性或非线性振动系统运动方程可写作

$$m_i \ddot{y}_i + g_i(y_1, \dot{y}_1, \dots, y_n, \dot{y}_n) = F_i(t) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

式中  $g_i(y_1, \dot{y}_1, \dots, y_n, \dot{y}_n)$  和  $F_i(t)$  分别是作用于质量  $m_i$  的线性与非线性恢复力以及外部激励力.

假定由测量已获得激励力  $F_i(t)$  和系统的加速度  $\ddot{y}_i(t)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ), 并假定质量  $m_i$  为已知或易于估计, 振动系统的非线性特性是未知的, 从而作用于系统的恢复力  $g_i(y_1, \dot{y}_1, \dots, y_n, \dot{y}_n)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 是未知的. 根据人工神经网络方法, 可以利用测量数据识别这些作为位移和速度的函数的恢复力.

由方程组 (1) 可得恢复力为

$$g_i(y_1, \dot{y}_1, \dots, y_n, \dot{y}_n) = F_i(t) - m_i \ddot{y}_i(t) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

位移和速度可以通过直接测量或通过对于  $\ddot{y}_i(t)$  积分求得. 若测量是在离散时刻  $t_k$  进行, 则有

$$y_{ik} = y_i(t_k), \quad \dot{y}_{ik} = \dot{y}_i(t_k), \quad \ddot{y}_{ik} = \ddot{y}_i(t_k), \quad F_{ik} = F_i(t_k) \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

于是在  $t_k$  时刻恢复力的值为

$$g_{ik} = F_{ik} - m_i \ddot{y}_{ik} \quad (i = 1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

神经网络的输入是测量或计算的位移与速度  $y_1(t), \dot{y}_1(t), \dots, y_n(t), \dot{y}_n(t)$ , 网络的输出  $g'_i(y_1, \dot{y}_1, \dots, y_n, \dot{y}_n)$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 是未知的恢复力.

识别方法分为两个阶段: 对网络的训练阶段和识别阶段. 在训练阶段, 首先给定输入向量序列 (称为样本)  $\{y_{1k}, \dot{y}_{1k}, \dots, y_{nk}, \dot{y}_{nk}\}^T$  和要求的输出向量序列 (称为期望输出)  $\{g_{1k}, g_{2k}, \dots, g_{nk}\}^T$ . 给定网络连接权以初值 (随机选定), 输入向量通过网络向前传播, 可计算网络输出  $\{g'_{1k}, g'_{2k}, \dots, g'_{nk}\}^T$ .

定义网络运算结果与期望输出之间的误差为

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^m (g_{ik} - g'_{ik})^2 \quad (5)$$

其中  $p$  为样本数目.

为验证上述推广到识别多自由度非线性振动系统恢复力的人工神经网络方法, 文 [24] 考察了对于具有硬弹簧的三自由度非线性振动系统恢复力的识别. 样本集合中的数据为 100 对, 网

络隐蔽层的神经元数目取为  $l = 13$ , 网络训练过程中总计有 133 个参数参与调节. 计算结果表明, 对于多自由度振动系统, 利用时域测量数据识别恢复力的方法是有效的. 根据识别结果可以明显地估计系统中非线性的存在.

#### 4.2 基于计算智能的包装件非线性特性识别的研究

缓冲包装设计是包装动力学理论研究与实际应用的最重要内容, 其基本步骤之一是选择适当的包装件缓冲垫层, 以控制传递到内装物的加速度峰值, 从而避免由于惯性力过大而产生过量的内应力所引起的破坏. 十年前通常采用的可以为缓冲包装设计作出预先评价与论证的方法大多建立在将包装件简化为线性模型的基础上. 但是实际上缓冲材料几乎都是非线性的, 且大多呈强非线性. 因此无论从理论研究还是从工程应用的角度, 确定包装件缓冲垫层的非线性特性, 对于合理地设计包装件, 提高产品包装的防振、缓冲能力无疑都是十分重要的. 将人工神经网络方法、模糊自适应控制技术与进化计算应用于包装件缓冲垫层非线性特性的识别问题, 可以给出一种为评价、论证与设计缓冲包装提供理论依据的新途径. 以下简要介绍有关该问题研究的若干进展情况.

文 [23, 24] 将文 [22] 首次提出的利用人工神经网络技术识别非线性动力系统恢复力的方法推广应用于多自由度振动系统, 从而使其具有更广泛的适用性. 但这种方法是将线性与非线性恢复力作为一个整体来识别的, 在需要特别了解非线性特性本身的属性时, 它则不足以胜任. 文 [25] 在已知振动系统线性特性的前提下, 提出了一种识别振动系统非线性特性的结构化神经网络方法. 与传统的前馈神经网络方法不同的是, 该方法将系统分为线性和非线性两部分, 学习得到的神经网络可以单独识别出系统的非线性模型, 而不是线性与非线性综合在一起的模型, 该文针对具有二次非线性的系统实现了这一方法. 文 [26~29] 将结构化神经网络方法、模糊自适应控制技术以及进化计算应用于具有三次非线性和双曲正切非线性的典型的缓冲包装材料模型识别问题, 较好地获得了其非线性特性.

在产品的运输或实验过程中, 包括产品和缓冲包装材料在内的整个包装件是一个复杂的动力学系统. 首先将包装件简化为单自由度模型, 其动力学方程可以写为

$$m\ddot{x} + c\dot{x} + kx + p(x) = f(t) \quad (6)$$

式中  $m$  为包装容器与内装物质量,  $c, k$  分别为缓冲包装材料的线性阻尼与线性刚度系数,  $f(t)$  为包装容器在实验条件下承受的激振力,  $p(x)$  为关于位移的非线性项, 它是刻划缓冲包装材料的非线性特征的函数.

令  $\dot{x} = y$ , 并利用后退欧拉公式, 可将 (6) 式化为

$$\begin{aligned} x(n+1) &= x(n) + \Delta t \cdot y(n) \\ y^*(n+1) &= y(n) + \Delta t \cdot [f(n) - cy(n) - kx(n)]/m \\ y(n+1) &= y^*(n+1) - \Delta t \cdot p(x(n))/m \end{aligned} \quad (7)$$

假定由测量或数值分析方法已获得缓冲包装材料的线性特性, 为识别系统的非线性特性, 可将系统分为线性和非线性两部分. 前者用两层网络实现, 由线性模型直接赋权值; 后者用三层网络实现, 利用测量数据训练以获得权值. 两者结合在一起构成结构化神经网络<sup>[25]</sup>. 线性网络的连接权值可直接获得, 非线性网络用来识别非线性特性.

文 [26] 以缓冲包装材料中常见的具有双曲正切非线性和三次非线性情形为例, 进行了模拟识别. 结果表明, 基于人工神经网络技术的包装件缓冲垫层非线性特性识别方法是有效的, 由识别结果可以较好地获得缓冲材料的非线性特性. 但存在网络训练时间较长以及有关网络参数需要人为调整等问题.

将神经网络 BP 算法用于包装件缓冲垫层非线性特性识别问题, 为研究缓冲包装设计提供了一种新的途径. 但由于 BP 算法具有网络训练时间长的固有缺陷, 因此使得它在实际应用中不可避免地受到一定程度的限制. 文 [27,28] 把结合模糊集合理论与人工神经网络研究的模糊自适应 BP 算法<sup>[35]</sup> 应用于包装件缓冲垫层非线性特性识别问题中, 提高了网络训练速度, 从而使神经网络方法更适于实际应用.

大量实验已经表明, BP 算法的收敛速度主要由训练速率系数  $\eta$  和惯性系数  $\alpha$  决定. 因此文 [27, 28] 选  $\eta$  和  $\alpha$  作为控制变量, 相应的改变量  $\Delta\eta$  和  $\Delta\alpha$  取为操作变量. 注意到误差曲面的变化趋势是由误差函数的一阶导数与二阶导数决定的, 所以文中选取与这两个导数有关的量作为模糊控制的输入变量, 由它们来控制  $\Delta\eta$  和  $\Delta\alpha$ . 确定模糊控制规则的主要依据为: (1) 在误差变化较小时增加  $\eta$ , 以使得误差尽快脱离平坦区; 在误差变化剧烈时减小  $\eta$ , 以避免误差振荡; (2) 在误差上升时适当减小  $\eta$ , 以避免误差发散; 在误差下降时适当加大  $\eta$ , 以加速误差下降. (3) 在误差变化较小时增加  $\alpha$ , 以提高对于上一次迭代结果的继承性; 在误差变化剧烈时减小  $\alpha$ , 以削弱上一次迭代结果的影响. 对于上述两种典型的缓冲包装材料非线性的识别结果表明, 与常规 BP 算法比较, 利用模糊自适应 BP 算法可以提高网络训练速度 2~5 倍.

BP 算法具有网络训练时间长以及训练参数的选取人为因素过多等缺陷. 利用遗传算法具有较强的实现全局优化的特点, 将其与人工神经网络相结合, 可以使神经网络具有自进化和自适应的能力, 从而部分地克服神经网络方法的某些缺陷. 文 [29] 作了利用遗传算法对结构化神经网络进行训练, 用以识别缓冲材料的非线性特性的尝试. 仍然以上述两种典型的缓冲包装材料非线性特性识别问题为例, 模拟实验结果表明, 采用遗传进化神经网络方法, 可以避免选择网络参数的人为因素, 使得结构化神经网络方法更适于实际应用. 同时, 在网络训练的早期阶段, 采用进化算法的训练速度明显优于常规 BP 算法. 因此, 在保证同样识别精度的前提下, 在网络训练初始阶段利用遗传算法, 然后采用 BP 算法的混合型训练方法, 可以有助于网络整体训练速度的提高.

### 4.3 神经网络应用于地下洞室围岩参数识别的研究

岩体的力学参数及初始地应力状态参数, 是工程师在地下工程施工中要了解的基本参数. 由于岩体的非均匀特性以及复杂的地质因素等影响, 通过实验来确定这些参数是十分困难的, 因此通常采用以现场测量位移为基础的位移反分析法, 这类方法的本质是优化技术在计算机上的实现. 由于它往往要求使用者除具有较好的工程修养外还要具有某些专门的数学知识, 因此在工程界推广使用该方法有一定的难度. 将人工神经网络技术用于层状地层中地下洞室围岩物性参数识别问题, 目的在于给出一种易实现的处理地下工程物性参数识别问题的方法<sup>[36]</sup>.

地下工程中洞室围岩物性参数识别问题的提法是, 在地下洞室开挖后, 根据若干预先布置好的测点处 (设有  $n$  个测点) 现场测量所得的位移

$$\{u_i^*\} = \{u_{i1}^*, u_{i2}^*, \dots, u_{in}^*\}^T \quad (i = 1, 2, \dots, r) \quad (8)$$

识别围岩处的初始地应力  $\sigma_x^0, \tau_{xy}^0$  及某些物性参数. 今设

(1) 岩体为横观各向同性体, 有 5 个弹性常数:  $E_1, \mu_1, E_2, \mu_2, G$ . 其中  $E_1, \mu_1$  分别为平行层面弹性模量与泊松比,  $E_2, \mu_2$  分别为垂直层面弹性模量与泊松比,  $G$  为剪切弹性模量. 假定  $\mu_1, \mu_2$  为已知值. 定义

$$e_1 = \frac{E_1}{E_2}, \quad e_3 = \frac{G}{E_2} \quad (9)$$

并假定  $e_1, e_3$  中有一个比值为已知.

(2) 在围岩处地应力场是均匀的, 且  $\sigma_y^0$  为已知值

$$\sigma_y^0 = \gamma h \quad (10)$$

其中  $\gamma$  为岩体的容重,  $h$  为洞室覆盖岩层厚度.

在这两个条件下, 若又给定了 (9) 式中未知的  $e_1$  或  $e_3$ , 则利用有限元分析与最小二乘法, 可以通过计算得出最接近于测量位移  $\{u^*\}$  的位移  $\{u\}$  (称为计算位移), 以及  $E_2, \sigma_x^0, \tau_{xy}^0, e_1$  (或  $e_3$ ) 等. 记

$$\{b\} = \{E_2, \sigma_x^0, \tau_{xy}^0, e_1\}^T \quad (11)$$

或

$$\{b\} = \{E_2, \sigma_x^0, \tau_{xy}^0, e_3\}^T \quad (12)$$

(11) 式和 (12) 式分别对应于在所设条件 (1) 中已知  $e_3$  和已知  $e_1$  的情形.

由上述可见, 参数向量  $\{b\}$  与位移向量  $\{u\}$  之间的关系可视为某种非线性映射

$$\{b\} = G(\{u\}) \quad (13)$$

虽然这个映射的数学表达式是未知的, 不过按神经网络理论, 它可以用三层前馈人工神经网络近似地实现. 如果这个映射已经建立, 则令输入为  $\{u^*\}$  时, 其网络输出就是我们所要求的初始地应力与物性参数  $\{b\}$ .

在本问题中作为数据样本的位移  $\{u_i\}$  的集合

$$\{u_1\}, \{u_2\}, \dots, \{u_p\} \quad (14)$$

是密集型数据集, 即

$$\{u_i\} = \{u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{in}\}^T \quad (i = 1, 2, \dots, p) \quad (15)$$

式中  $u_{ik}$  ( $i = 1, 2, \dots, p$ ) 都具有同样的数量级, 且前几位有效数字完全相同, 仅最后几位有效数字才具有不同的值. 数值实验结果表明, 由于这种密集型数据之间的差别太小, 直接将数据输入网络训练会引起混淆, 因此必须首先进行数据预处理, 然后输入网络运行, 这样才能保证获得理想的训练效果. 为此, 可采用文 [37] 提出的对于密集型数据的预处理方法.

为了验证上述识别层状围岩物性参数的人工神经网络方法的有效性, 文 [36] 进行了数值模拟. 所取网络的输入层具有 5 个神经元, 隐蔽层具有 11 个神经元, 输出层具有 4 个神经元. 用 310 个节点的四结点平面等参元建立要训练的数据样本. 数值模拟结果表明, 人工神经网络技术可以有效地用于处理层状围岩物性参数识别问题. 若能够预先估计某弹性模量比值, 则利用该方法可以给出精度较高的物性参数与初始地应力参数识别值.

#### 4.4 基于神经网络模型的动载荷识别

动载荷识别是结构动力学研究的一项重要内容, 它对于结构的动力学设计方案可以产生很大的影响. 70 年代以来, 国内外动力学专家在这方面做了大量的工作, 形成了在频域内动载荷识别的比较完善的理论和实验方法. 但在时域内, 由于动力响应之间存在复杂的卷积函数关系, 还没有给出非常行之有效的方法. 尤其是对于短样本, 动载荷识别存在更大的难度. 近年来, 随着神经网络应用研究的不断深入, 人们提出了一些基于神经网络模型的动载荷识别方法 [38,39], 这些方法已经显示了很好的应用前景. 用于动载荷识别的神经网络模型具有如下特点: 适用于各种瞬态、稳态动载荷, 并具有较高的识别精度; 在各类动载荷识别过程中, 不存在累积误差问题, 识别模型稳定, 无发散迹象; 用于训练神经网络的数据量小, 明显优于其它识别方法; 具有



较强的抑制噪声的能力,体现了神经网络具有良好的鲁棒性、容错性等优点.这种神经网络模型的规模与实际结构的动态特性、动载荷的频带范围、系统输出动响应的自由度数以及动载荷作用自由度等有关.

#### 4.5 基于神经网络模型的故障诊断研究

故障诊断是对机器或工程系统的故障模式进行分类和识别,或根据已有的知识和一定的推理机制推断出其故障之所在.近几十年来,各国都在大力开展有关设备故障诊断技术的研究,已经取得了显著的成效,获得了巨大的经济效益.故障诊断是对设备运行过程中产生的状态信息进行检测和处理,提取出反映设备状态的模式,并据此推断设备现行状态的过程.由于设备的复杂性和故障形式的多样性,模式和状态之间的关系不是一一对应的,模式集到状态集是一复杂的非线性映射,不存在确定的函数表达式.人工神经网络因其具有学习、联想、推测、记忆以及处理复杂多模式等功能,因此非常适合应用于机器或工程系统的故障诊断.

设备故障诊断技术不断吸取现代科学技术发展的新成果,从理论到实际应用都有了迅速的发展.进入80年代以后,随着人工智能技术、专家系统、模糊控制技术和人工神经网络等的迅速发展,基于神经网络模型的故障诊断技术得到了广泛的应用<sup>[40~50]</sup>.故障诊断就其实质是对机器或工程系统的运行状态进行分类,前向神经网络因其具有良好的分类能力而被广泛采用.但是由于前向网络本身存在一些尚未解决的问题,如局部极小问题、收敛速度慢和隐层结点数目的选取没有理论指导等,必然影响前向网络在故障诊断中的实际应用.自组织特征映射模型在故障诊断中的应用不失为弥补多层前向网络一些缺点的有效方法.已有研究表明,双向联想记忆模型、Hopfield模型和高阶反馈型网络等已经在故障诊断领域有了较好的应用.需要指出,神经网络故障诊断方法是建立在网络对模式样本学习的基础之上的,而对于实际系统建立较完善的故障模式样本是非常困难的,因此目前神经网络故障诊断的研究大都停留在理论阶段<sup>[8]</sup>.

#### 4.6 进化计算在结构优化设计中的应用

关于结构系统的优化设计,现在已有许多使用数学规划技术寻求最优解的方法,其中很多方法假定设计变量是连续的,且目标函数具有可微性.但实际上,在相当多的工程设计问题中设计变量往往是离散化的,桁架结构优化设计就是如此.有关离散化变量的结构优化设计,也有一些方法,如各种非线性规划方法.这些方法用于工程设计问题时,局限性很大,往往收敛到局部最优解,其解受初始值影响很大,很难得到全局最优解.为了克服常规数学规划方法用于结构优化设计所带来的缺陷,很多研究人员已经将进化计算方法用于结构优化设计问题中<sup>[10,51,52]</sup>.研究表明,进化计算方法是求解离散变量优化问题较为有效的方法,它极大地减少了计算工作量,能够获得全局最优解,可用于工程优化设计.但当设计变量增多时,如何加快算法的收敛速度,尚须进一步研究.

### 5 结束语

力学反问题的研究已经有很长的历史.但是由于力学反问题包含极其丰富的内容,而实际工程问题又不断地提出各种新的要求,所以就使得力学反问题的研究变得越来越困难和复杂,有很多问题利用传统的方法难于解决.例如,在振动工程领域,物理参数识别与时变参数识别问题已经成为利用时域测量数据进行振动系统建模中的难点问题,传统的振动系统建模方法在这两个问题上已经遇到了不可逾越的障碍.借鉴其它相关学科的先进思想与技术来解决力学反问题研究中的难点问题,已经成为十分迫切的研究课题.生命科学与工程科学的相互交叉、相互渗透和相互促进是近代科学技术发展的一个显著特点.对于力学反问题研究中的某些难点问题,我们认为应当而且能够借鉴和利用生命科学中的某些成果来加以解决.力学反问题涉及的

面甚广,限于作者的研究范围,本文仅讨论了基于计算智能的力学反问题研究中的某些问题。

计算智能所包含的仿生观点已经为我们带来了与传统方法截然不同的、新颖的而又极具开发价值的学术思想。计算智能中有关思想和技术的利用,必将有助于我们更深入地研究力学反问题。而在这样的应用研究中,计算智能的理论与方法也必然会在经受实践检验的基础上,得以不断的升华和提高。这需要包括力学工作者在内的众多学科研究人员的共同努力。

## 参 考 文 献

- 1 Rumelhart D E, McClelland J L, et al. *Parallel Distributed Processing*. Vol.1. Cambridge, MA: MIT Press, 1986
- 2 张承福. 神经网络系统. *力学进展*, 1988, 18(2): 145~160
- 3 张承福. 对当前神经网络研究的几点看法. *力学进展*, 1994, 24(2): 181~186
- 4 董聪, 邝正能, 夏人伟等. 多层前向网络研究进展及若干问题. *力学进展*, 1995, 25(2): 186~196
- 5 梁化楼, 戴贵亮. 人工神经网络与遗传算法的结合: 进展及展望. *电子学报*, 1995, 23(10): 194~220
- 6 陈国良, 韩文廷. 人工神经网络理论研究进展. *电子学报*, 1996, 24(1): 70~75
- 7 Yagawa G, Okuda H. Neural networks in computational mechanics. *Archives of Computational Methods in Engineering—State of the Art Reviews*, 1996, 3,4: 435~512
- 8 徐健学, 陈永红, 蒋耀林. 人工神经网络非线性动力学及应用. *力学进展*, 1998, 28(2): 145~162
- 9 Holland J H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975
- 10 Goldberg D E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. New York: Addison-Wesley, 1989
- 11 Fogel L J, Owens A J, Walsh M J. *Artificial Intelligence through Simulated Evolution*. New York: Wiley, 1966
- 12 Rechenberg I. *Evolutionsstrategie: Optimierung Technischer Systeme Nach Prinzipien der Biologischen Evolution*. Stuttgart: Frommann-Holzboog Verlag, 1973
- 13 Schwefel H P. *Evolutionsstrategie und numerische optimierung*. [Dissertation]. Berlin: Technische Universität Berlin, 1975
- 14 Schwefel H P. *Numerical Optimization of Computer Models*. Chichester: Wiley, 1981
- 15 Koza J R. *Genetic Programming, on the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. Cambridge: The MIT Press, 1992
- 16 Kinnear Jr, Kenneth E. *Advances in Genetic Programming*. Cambridge: The MIT Press, 1994
- 17 Koza J R. *Genetic Programming II, Automatic Discovery of Reusable Programs*. Cambridge: The MIT Press, 1994
- 18 Fogel D B. An introduction to simulated evolutionary optimization. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1994, 5(1): 3~14
- 19 姚新, 陈国良, 徐惠敏等. 进化算法研究进展. *计算机学报*, 1995, 18(9): 694~706
- 20 徐宗本, 李国. 解全局优化问题的仿生类算法 (I)——模拟进化算法研究. *运筹学杂志*, 1995, 14(2): 1~13
- 21 谢金星. 进化计算简要综述. *控制与决策*, 1997, 12(1): 1~7
- 22 Masri S F, Chassiakos A G, Caughey T K. Identification of nonlinear dynamic systems using neural networks. *Journal of Applied Mechanics*, 1993, 60(1): 123~133
- 23 Chassiakos A G, Masri S F. Modeling unknown structural systems through the use of neural networks. *Earthquake Engineering and Structural Dynamics*, 1996, 25(2): 117~128
- 24 Liang Yanchun, Zhou Chunguang, Wang Zaishen. Identification of restoring forces in non-linear vibration systems based on neural networks. *Journal of Sound and Vibration*, 1997, 206(1): 103~108
- 25 杨建刚, 戴德成等. 利用结构化神经网络识别振动系统非线性特性. *振动工程学报*, 1995, 8(1): 62~66
- 26 Liang Yanchun, Yang Xiaowei, Zhou Chunguang, et al. Application of neural networks to identification of nonlinear characteristics in cushioning packaging. *Mechanics Research Communications*, 1996, 23(6): 607~613
- 27 Liang Yanchun, Wang Zheng, Yang Xiaowei, et al. Identification of non-linearities in cushioning packaging using neural networks with fuzzy adaptive control. *Mechanics Research Communications*, 1997, 24(4): 447~455
- 28 梁艳春, 王政, 杨晓伟等. 基于神经网络方法的包装件非线性特性识别的研究. *力学学报*, 1997, 29(4): 497~500
- 29 Liang Yanchun, Gong Wenyong, Yang Xiaowei, et al. Identification of nonlinear characteristics in cushioning packaging using genetic evolutionary neural networks. *Mechanics Research Communications*, 1998, 25(4): 395~403
- 30 Kumpati S, Kannan P. Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1990, 1(1): 4~27

- 31 Worden K, Ball A D, Tomlinson G R. Fault location in structures using neural networks. *Smart Mat Struct*, 1993, (2): 189~200
- 32 Worden K, Tomlinson G R. Modeling and classification of nonlinear systems using neural networks, I. Simulation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1994, 8(3): 319~356
- 33 Worden K, Tomlinson G R. Modeling and classification of nonlinear systems using neural networks, II. Preliminary experiment. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 1994, 8(4): 395~419
- 34 陈新, 王德石, 陆金桂等. 基于神经网络的结构振动系统重分析模型. 非线性动力学学报, 1995, 2(2): 175~180
- 35 Li Songyin, Zheng Junli. The fuzzy adaptive algorithm for feed-forward multilayered neural network. *Chinese Journal of Electronics*, 1994, 3(4): 28~33
- 36 梁艳春, 周春光, 王在甲. 神经网络应用于地下洞室围岩参数识别的研究. 模式识别与人工智能, 1996, 9(1): 71~77
- 37 梁艳春, 王在甲. 应用神经网络 BP 算法时密集型数据的预处理方法. 吉林大学自然科学学报, 1995, (3): 19~22
- 38 Cook A B, Fuller C R, O'Brien W F, et al. Artificial neural networks for predicting nonlinear dynamic helicopter loads. *AIAA Journal*, 1994, 32(5): 2337~2344
- 39 张方, 朱德懋. 基于神经网络模型的动载荷识别. 振动工程学报, 1997, 10(2): 153~162
- 40 杨叔子, 史铁林, 丁洪. 机械设备诊断的理论、技术与方法. 振动工程学报, 1992, 5(3): 193~201
- 41 Wu X, Ghaboussi J, Garrett J H. Use of neural networks in detection of structural damage. *Computers and Structures*, 1992, 42(4): 649~659
- 42 Kudra J J, Munir N, Tan P W. Damage detection in smart structures using neural networks and finite elements analysis. *Smart Mat Struct*, 1992, (1): 108~112
- 43 曾昭君, 何钺, 史维祥. 故障诊断神经网络的发展与前景. 机械工程学报, 1992, 28(1): 2~6
- 44 陈永红. 神经网络非线性动力学分析及其在机械故障诊断中的应用. [博士论文]. 西安: 西安交通大学, 1994
- 45 徐宜桂. 结构动态智能诊断及其可靠性评估. [博士论文]. 武汉: 华中理工大学, 1996
- 46 徐宜桂, 史铁林, 杨叔子. 基于神经网络的结构动力模型修改和破损诊断研究. 振动工程学报, 1997, 10(1): 8~12
- 47 徐宜桂, 史铁林, 杨叔子等. BP 神经网络及其在结构动力分析中的应用研究. 计算力学学报, 1998, 15(2): 210~216
- 48 徐宜桂, 马西庚, 史铁林等. 基于神经网络的动力学反解算法及其应用研究. 机械工程学报, 1998, 34(4): 106~110
- 49 王太勇, 李书明, 郭红旗等. 神经网络多参数诊断及及其应用研究. 机械工程学报, 1998, 34(1): 101~103
- 50 程慧涛, 黄文虎, 姜兴渭等. 基于神经网络模型的故障预报技术的研究与应用. 哈尔滨工业大学学报, 1998, 30(4): 39~42
- 51 武广号, 文毅, 乐美峰. 遗传算法及其应用. 应用力学学报, 1996, 13(2): 93~97
- 52 马光文, 王黎. 遗传算法在桁架结构优化设计中的应用. 工程力学, 1998, 15(2): 38~44

## SOME PROBLEMS IN COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND INVERSE PROBLEMS IN MECHANICS

Liang Yanchun

Department of Mathematics, Jilin University, Changchun 130012, China

**Abstract** Computational intelligence is the computational simulation of the bio-intelligence, which includes artificial neural networks, fuzzy systems, and evolutionary computations. In this paper, some advances in the computational intelligence and inverse problems in mechanics are briefly discussed and reviewed, based partly on author's research work.

**Keywords** computational intelligence, artificial neural network, fuzzy system, evolutionary computation, inverse problems in mechanics