

计算智能技术及其 工程应用

于繁华 刘仁云 著



科学出版社

www.sciencep.com

计算智能技术及其工程应用

于繁华 刘仁云 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

本书在论述了计算智能技术中的神经网络、模糊系统、粒子群算法和支持向量机等问题的基础上,提出了适合机械加工、机械零部件可靠性设计、桥梁损伤识别等工程领域的仿真、优化和识别的计算智能算法。

全书内容新颖,覆盖面比较广泛,体现了国内外在计算智能技术研究的最新进展。

本书可供从事计算智能的科技人员、工程技术人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

计算智能技术及其工程应用 / 于繁华,刘仁云著. —北京:科学出版社,2010

ISBN 978-7-03-027964-4

I. ①计… II. ①于…②刘… III. ①人工智能-神经网络-计算
IV. ①TP183

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2010)第 113662 号

责任编辑:陈 迅 任加林 / 责任校对:王万红
责任印制:吕春珉 / 封面设计:耕者设计工作室

科学出版社出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

双青印刷厂印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2010 年 6 月第 一 版 开本:787×1092 1/16

2010 年 6 月第一次印刷 印张:13

印数:1—2 000 字数:291 900

定价:39.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换(环伟))

销售部电话 010-62134988 编辑部电话 010-62137026(BA08)

版权所有,侵权必究

举报电话:010-64030229 010-64034315; 13501151303

前言

自 20 世纪 80 年代以来计算智能技术迅速发展,在过程建模与仿真方面显示出强大的生命力,并为构建具有较强的知识获取能力、具有容错性与知识自增长能力的智能制造、设计、识别系统提供了基础。计算智能技术包括神经网络、进化计算、模糊系统,它模仿生物的思维方式及演化规律,让计算机通过学习自动建立计算模型,从而吸引了很多学者对其研究,使智能算法的研究和应用成为人工智能领域研究的热点问题。

本书是在作者多年来对计算智能算法进行研究和应用所取得成果的基础上撰写的一本专著。全书分为三个部分,共 12 章。

第 1 章绪论为综述内容。

第 2 章介绍了本书所使用的计算智能相关理论。

第 3、4 章为第一部分。其中:

第 3 章将共轭梯度算法作为在振动钻削过程的小波神经网络算法,并给出了基于局部学习的共轭梯度算法,该算法与普通的共轭梯度算法相比明显改善提高了小波神经网络性能;讨论了振动钻削过程仿真中基于局部学习的小波网络权值初始化原则和网络训练方法;利用灰色关联度分析法,寻找和挖掘振动钻削过程中输入数据和输出数据之间所隐含的内在规律,并进行因素主次划分,在此基础上提出了用灰色理论关联分析法来选取小波神经网络的输入参数。

第 4 章具体实现振动钻削仿真、参数优化和预测,并分析了在仿真、优化和预测过程中出现的结果的原因。

第 5~8 章为第二部分。

第 5 章介绍了结构可靠性优化设计基本理论及其发展现状。

第 6 章利用随机摄动、Edgeworth 级数方法,将可靠性概率约束转化为等价的确定型约束,解决了具有非正态随机参数的可靠性优化设计问题。利用随机模拟-小波神经网络方法,对具有多失效模式的结构系统可靠性优化设计中的设计变量与可靠度指标进行了较为精确的仿真,得到了关于两者的显性函数表达式,并分别利用 BP 神经网络、普通的小波神经网络、基于局部学习策略的小波神经网络对工字型悬臂梁、空心压杆、受剪螺栓联接进行可靠性优化设计仿真。

第 7 章首先把可靠性灵敏度引入可靠性优化设计模型之中,应用多目标决策的理论和方法建立了机械零部件半轴、前轴、后桥和拉杆的可靠性稳健设计的多目标优化设计模型。利用模糊理论将粒子群算法进行改进,提出了基于模糊的粒子群算法,并利用模糊粒子群算法对服从正态分布参数和服从任意分布参数的机械零部件的可靠性稳健优化设计多目标模型进行求解。

第 8 章通过灰色关联分析方法计算空间中的粒子所形成的各目标矢量序列与基准矢量序列之间的关联度,选取使关联度值最大的粒子作为粒子群算法的全局极值和个体极

值,进而提出了灰色粒子群算法,并将该算法应用于可靠性稳健优化设计模型求解。

第9~12章为第三部分。

第9章介绍了结构损伤识别方法及其发展状况。

第10章根据残余力向量的概念,把结构损伤识别问题转化成优化问题,并建立了适合结构损伤识别的多目标优化模型,由于该优化模型属于高维多目标优化,传统的方法求解精度低,为提高求解精度,并利用灰色粒子群算法求解。运用可靠性和稳健优化设计的理论,建立了适合可靠性稳健优化设计的多目标模型,利用所提出的灰色粒子群算法对可靠性稳健优化设计的高维多目标优化问题进行求解。

第11章利用支持向量机建立了一组待反演参数与各阶频率和一阶振型之间的函数关系,其可以代替在利用目标函数进行损伤识别过程中的有限元计算,使计算速度有了很大的提高。然后建立了一个多目标优化模型,并用所提出的灰色粒子群算法进行求解。

第12章利用小波神经网络实现了三跨混凝土连续桥梁的损伤识别。利用神经网络集成方法实现了桁架和斜拉桥的损伤识别,提出了基于灰色聚类技术的神经网络集成方法。

在此感谢东北大学张义民教授、吉林大学刘寒冰教授、周春光教授、赵宏伟教授,对他们给予作者的教诲和帮助表示感谢。同时,对收录于本书参考文献中的各位作者表示感谢。

由于作者水平有限,对书中疏漏和不足之处敬请广大同行和读者批评指正。

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 计算智能技术的发展概况	1
1.2 计算智能技术在机械加工领域的应用状况	4
1.3 计算智能在可靠性优化设计中的应用状况	6
1.4 计算智能在结构损伤识别中的应用状况	7
参考文献.....	8
第 2 章 相关的计算智能基本理论	13
2.1 人工神经网络.....	13
2.2 小波神经网络.....	18
2.3 神经网络集成.....	23
2.4 模糊数学.....	26
2.5 粒子群算法.....	27
2.6 支持向量机.....	29
参考文献	32
 第一部分 基于计算智能技术的叠层材料变参数振动钻削实验研究	
第 3 章 小波神经网络结构与改进算法	37
3.1 引言.....	37
3.2 小波神经网络的结构.....	37
3.3 样本的组织及网络结构设计.....	38
3.4 基于灰色关联分析的输入参数选取.....	39
3.5 小波神经网络模型的学习策略.....	42
3.6 基于局部学习的小波神经网络共轭梯度算法.....	43
3.7 改进算法(LCG)性能分析	44
参考文献	46
第 4 章 基于小波神经网络的变参数振动钻削实验研究	47
4.1 变参数振动钻削实验.....	47
4.2 基于小波神经网络的振动钻削过程仿真.....	49
4.3 参数优化.....	59
4.4 基于小波神经网络的振动钻削质量预报及分析.....	60
参考文献	62

第二部分 基于计算智能技术的结构可靠性优化设计研究

第 5 章 结构可靠性优化设计基本理论及其发展现状	65
5.1 可靠性分析的基本理论	65
5.2 机械零部件的可靠性优化设计模型	70
5.3 可靠性优化设计研究的发展现状	73
5.4 稳健设计研究的现状与进展	74
参考文献	75
第 6 章 基于小波神经网络的可靠性优化设计	81
6.1 引言	81
6.2 可靠性分析的随机摄动法及 Edgeworth 级数方法	82
6.3 基于局部学习策略的小波神经网络在结构可靠性优化设计仿真的性能 比较	83
6.4 小波神经网络的逆映射	84
6.5 引入惩罚函数的粒子群算法	85
6.6 结构系统的可靠性优化设计方法	85
6.7 数值算例	86
6.8 小结	95
参考文献	96
第 7 章 基于模糊粒子群算法的可靠性稳健优化设计	97
7.1 引言	97
7.2 可靠性稳健优化设计模型	98
7.3 基于模糊的多目标粒子群算法	99
7.4 基于模糊粒子群算法的汽车半轴的可靠性稳健优化设计	100
7.5 基于模糊粒子群算法的前轴的可靠性稳健优化设计	105
7.6 基于模糊粒子群算法的后桥的可靠性稳健优化设计	108
7.7 基于模糊粒子群算法的拉杆的可靠性稳健设计	111
7.8 小结	114
参考文献	114
第 8 章 基于灰色粒子群算法的可靠性稳健优化设计	115
8.1 引言	115
8.2 灰色粒子群算法优化策略	115
8.3 基于灰色粒子群算法的扭杆的可靠性稳健优化设计	117
8.4 基于灰色粒子群算法的螺旋弹簧的可靠性稳健优化设计	120
8.5 基于灰色粒子群算法的钢板弹簧的可靠性稳健设计	124
8.6 基于灰色粒子群算法的前轴的可靠性稳健优化设计	126
8.7 基于灰色粒子群算法的后桥的可靠性稳健优化设计	128
8.8 小结	131

参考文献	131
------	-----

第三部分 基于计算智能技术的桥梁结构损伤识别研究

第 9 章 结构损伤识别方法及其发展状况	135
9.1 引言	135
9.2 基于动力特性的结构损伤识别方法	136
9.3 基于模型修正的损伤识别方法	139
9.4 损伤结构动力的有限元模型	140
9.5 桥梁结构损伤识别研究的现状与发展	142
参考文献	144
第 10 章 基于粒子群算法的桥梁结构可靠性稳健优化设计与损伤识别研究	147
10.1 引言	147
10.2 多目标优化问题	148
10.3 基于灰色粒子群算法的钢筋混凝土简支梁的可靠性稳健优化设计	149
10.4 基于粒子群算法和残余力向量的结构损伤识别	151
10.5 小结	161
参考文献	161
第 11 章 基于支持向量机和粒子群算法的桥梁结构损伤识别研究	163
11.1 引言	163
11.2 基于支持向量机和粒子群算法的结构损伤识别方法	163
11.3 简支梁桥的损伤识别	167
11.4 小结	174
参考文献	175
第 12 章 基于神经网络的桥梁结构损伤识别	176
12.1 引言	176
12.2 基于小波神经网络的桥梁结构损伤识别	176
12.3 基于灰色聚类神经网络集成的损伤识别方法	185
12.4 小结	197
参考文献	197

第 1 章 绪 论

1.1 计算智能技术的发展概况

1.1.1 什么是计算智能

早在 1988 年加拿大的一种刊物便以计算智能(computational intelligence, CI)命名。1992 年美国学者 James C. Bezdek 在论文《计算智能》中讨论了神经网络、模式识别与智能之间的关系,并将智能分为生物智能、人工智能和计算智能三个层次。他还阐述了 CI 是依靠生产者提供的数字、数据材料进行加工处理,而不是依赖于知识;而人工智能(artificial intelligence,简称 AI)则必须用知识进行处理。

1993 年, Bob Marks 写了一篇关于计算智能和人工智能有哪些区别的文章,并在文中给出了对 CI 的理解,提出神经网络、遗传算法、模糊系统、进化规则和人工生命,统称为计算智能。这一定义得到许多学者的认同。1994 年的国际计算智能会议(WCCI)的命名就部分地源于 Bob 的文章,这次 IEEE 会议将国际神经网络学会(NNC)发起的神经网络(ICNN)、模糊系统(FUZZ)、进化计算(ICEC)三个年度会议合为一体,并出版了名为《计算智能》的论文集。此后, CI 这个术语就开始被频繁使用。

1994 年 James C. Bezdek 在 94 IEEE WCCI 会议上再次阐述他的观点,即智能分为三个层次:①生物智能(biological intelligence,简称 BI),是由人脑的物理化学过程放映出来的,人脑是有机物,它是智能的基础。②人工智能是非生物的、人造的,常用符号来表示, AI 的来源是人类知识的精华。③计算智能是数学方法和计算机实现的, CI 的来源是数值计算的传感器。这三个层次从复杂程度来看, $BI > AI > CI$, CI 与 AI 的差距要比 AI 与 BI 的差距小得多。从所属关系来看, CI 是 AI 的一个子集,而 AI 不是 BI 的子集,但 BI 通常用来指导 AI 模型,同样也指导 CI 模型。AI 是 CI 到 BI 的过渡,因为 AI 中除计算方法之外,还包括符号表示及数值信息处理。

Lotfi Zadeh 认为传统的硬件计算是强调人工智能的计算模式,而计算智能的基础是软件计算,即模糊逻辑、神经网络和进化计算。他认为 CI 和 AI 的本质区别在于使用的推理类型不同, AI 使用的是易脆逻辑,而 CI 使用的是模糊逻辑和规则。

David Fogel 在 1995 年发表的评论中指出智能就是对环境的适应能力,他认为 CI 高于 AI, CI 包含 AI。

Eberhart、Dobbins 和 Simpson 关于 CI 的理解是,将智能系统置于一个环境中,智能行为的标准是改变或作用于环境的能力。而 CI 只是智能系统的一个内部节点,适应性只是 CI 的衡量指标。CI 是一种方法论,是通过计算实现适应和处理新形势的能力,具有推理的属性,能得到预测或决定的结果。

另外,也有些学者认为 CI 和 AI 仅有部分重合。他们认为 AI 是符号主义,基于知

识、规则和推理,相当于人的左脑;CI属于连接主义,基于数据、学习和记忆,相当于人的右脑^[1]。

1994年关于神经网络、进化计算、模糊系统的三个IEEE国际学术会议在美国佛罗里达州奥兰多市联合举行了“首届计算智能世界大会”(WCCI'94),进行了题为“计算智能与模仿生命”的主题讨论会,取得了关于计算智能的共识。继人工智能之后,在智能领域计算智能技术犹如异军突起,吸引着国内外众多研究开发者投身于这一新领域进行开拓。在首届计算智能世界大会上虽然没有界定计算智能的内容,也没有对计算智能的定义进行讨论,但从实现计算机智能化信息处理的方法论角度来看,计算智能主要包括神经计算、进化计算(遗传算法、进化程序设计、进化策略)、模糊计算等^[2~11]。可以说计算智能包含了一大类计算方法。

1.1.2 计算智能技术研究的现状

人工神经网络(artificial neural network, ANN)研究始于19世纪末和20世纪初,到了20世纪80年代,随着计算机性能的显著提高并广泛应用,加之一些新概念新思想的引入,使得人工神经网络的研究迎来了新的春天,同时人工神经网络被广泛的应用于各个领域,并取得了良好的效果。人们对人工神经网络的研究热情高涨^[12~16]。

Pati和Krishnaprasad^[17]最早研究了神经网络与小波变换的联系,提出了离散仿射小波网络模型。其思想是将离散小波变换引入神经网络模型,通过对Sigmoid函数的平移伸缩构成 $L^2(R)$ 中的仿射框架,进而构造小波神经网络。Zhang-Qinghua和Benveniste^[17]于1992年明确提出了小波网络的概念和算法,其思想是用小波元代替了神经元,即用已定位的小波函数代替Sigmoid函数作激活函数,通过仿射变换建立起小波变换与网络系数之间的连接,并应用于函数逼近。随后,Szu等^[18]又提出了基于连续小波变换的两种自适应小波神经网络模型,这两种模型其中一种偏重于函数逼近,另一种偏重于选取合适的小波作特征提取。Baskshi和Stephanopolous^[19]采用正交小波函数作为神经元的激活函数,并依据多分辨率分析理论,把尺度函数和小波函数共同包含在网络中,提出了正交多分辨小波神经网络,并采用逐级学习的方法来训练网络。Zhang Jun等^[20]在Boubez等人^[21]的工作基础上,选用正交且具有紧支撑特性的尺度函数,提出了一种新颖的正交小波基神经网络,并实现了函数逼近。小波网络的概念和模型提出以后,引起了广大学者的兴趣和研究热情,国内很多学者也对其模型和算法进行了若干改进,提出了很多有意义的模型和算法。焦李成等^[22]在前人的基础上提出了多变量函数估计小波网络。丁宇新等^[23]针对神经元个数过多、网络学习收敛速度较慢等问题,在时频分析基础上引入了能量密度的概念,提出了基于能量密度的小波网络模型。高协平和张钹^[24,25]针对小波网络高维映射学习的维数灾难问题进行分析,指出对定义在有限区间上能量有限信号的学习采用 $L^2(R)$ 上的小波多尺度结构是不理想的,并重新定义 $L^2[0,1]$ 上的多尺度分析,提出一种区间小波网络模型。焦李成^[26]和李衍达^[27]等人研究了小波网络与模糊逻辑的结合,用隶属函数表示权重值,构造了模糊权值、模糊输出的模糊小波网络模型。

Hansen和Salamon^[28]1990年开创性地提出了神经网络集成(neural network ensemble, NNE)方法,证明了可以简单地通过训练多个神经网络并将其结果进行合成,进

而可以显著地提高神经网络系统的泛化能力。由于该方法易于使用且效果明显,即使是缺乏神经计算经验的普通工程技术人员也可以从中受益,因此它被视为一种非常有效的工程化神经计算方法。Sollich 和 Krogh^[29]在1996年为神经网络集成下了一个定义,即“神经网络集成是用有限个神经网络对同一个问题进行学习,集成在某输入示例下的输出由构成集成的各神经网络在该示例下的输出共同决定”。Opitz 和 Maclin 认为^[30],神经网络集成指的是多个独立训练的神经网络进行学习并共同决定最终输出结果,并不要求集成中的网络对同一个问题进行学习。由于认识到神经网络集成所蕴涵的巨大潜力和应用前景,很多研究者都进行了这方面的研究^[31]。陈世福等^[32]提出了一种并行学习神经网络集成方法,该方法不仅满足了成员网络本身的精度要求,还满足了它与其余成员网络的差异性要求。另外,他们给出了一种并行确定集成成员神经网络权重的方法。傅强等人^[33]为使神经网络集成各个体间保持较大的差异度,提高集成所建模型的仿真精度,提出网络集成预测误差的估计值用组成集成的个体网络之间的相关度表示,并作为优化过程中的适应度函数,采用离散粒子群优化算法优选得到参与构成神经网络集成的部分差异度较大网络个体。李凯和李国正等人^[34,35]为了提高集成个体的差异度,提出了一种利用聚类算法对个体进行选择,并取得良好的结果。

进化计算是20世纪90年代兴起的一门模拟生物进化与遗传规律的计算学科。近年来,由于进化计算在机器学习、过程控制、经济预测和工程优化等领域取得的成功,引起了数学、物理、化学、生物学、计算机科学、社会科学、经济学及工程应用等领域科学家们的极大兴趣。当前,进化计算的研究内容十分广泛,如进化计算算法的设计与分析、进化计算的理论基础以及其在各个领域的应用等。可以预计,随着进化计算理论研究的不断深入和应用领域的不断拓广,进化计算必将取得更大的成功。进化计算主要由遗传算法、遗传编程、进化策略、进化编程、DNA 计算、蚂蚁算法、粒子群算法、人工免疫、分子计算等不同的分支组成^[36,37,38,40,43]。

粒子群优化算法 (particle swarm Optimization, PSO) 是由 Kennedy 和 Eberhart^[39,41,42]于1995年提出的,该算法的提出为进化计算家族又添加了新成员,近年来受到国内外很多学者的特别关注。粒子群优化算法起源于对简单社会系统的模拟。最初设想是模拟鸟群觅食的过程。设想这样的一个场景:一群鸟在随机搜索食物。在这个区域里只有一块食物,所有的鸟都不知道食物在那里,但是它们知道当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呢?最简单有效的方法就是搜寻目前离食物最近鸟的周围区域。粒子群算法就是从这种模型中得到启示,并用于解决优化问题。该算法与遗传算法类似,它也是基于群体迭代,但没有交叉、变异算子,群体在解空间中追随最优粒子进行搜索。由于粒子群优化算法简单易实现,同时又有深刻的智能背景,所以既适合科学研究,又特别适合工程应用。近年来,国内外学者对粒子群算法的研究与应用作了大量的工作,并取得了显著的成绩。Parsopoulos 等^[44]以标准函数为例,测试粒子群优化算法解决整数规划问题的能力。Salman^[45]将任务分配问题抽象为整数规划模型并提出基于粒子群优化的解决方法。Fieldsend 等^[46]利用粒子间的距离关系,提出了求解多目标优化模型的多目标粒子群算法。张利彪等^[47]利用最优解评估选取原则,对粒子群算法进行改进,也解决了传统粒子群算法无法求解的多目标优化模型问题。高海兵^[48]等针对粒

子群算法未能有效解决的离散及组合优化问题,利用传统算法的速度-位移更新操作提出了广义粒子群优化模型(GPSO),使其适用于解决离散及组合优化问题。王华秋^[49]针对粒子群优化容易陷入局部极小,提出将模拟退火(SA)引入并行 PSO 算法。俞欢军^[50]等提出将 HookeJeeves 模式搜索方法嵌入粒子群优化算法中,构建混合粒子群优化算法,并在搜索过程中加入变异操作来增加种群多样性,以避免早熟收敛。

支持向量机(support vector machine, SVM)是 20 世纪 90 年代中期提出的一种机器学习算法,它是以 Vapnik 创建的统计学习理论为基础^[51~53],根据结构风险最小化准则,较好地解决了小样本、非线性、高维数和局部极小点等问题。另外,由于支持向量机算法是通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,在高维空间中求解具有约束的凸二次规划问题,所以能保证得到的解是全局最优解,从而避免了神经网络等算法网络结构难以确定和泛化能力低等问题。该算法在 1992 年计算学习理论会议上被介绍进入机器学习领域,之后受到了广泛的关注,在 20 世纪 90 年代后期得到了全面深入的发展,现在已成为机器学习和数据挖掘领域的标准工具,同时其他的领域也有一定的应用^[54]。Bell Laboratories 等^[55]将支持向量机引入模式识别领域,并详细地讨论了在识别过程中应注意的一系列问题。Edgar Osuna 等^[56]利用支持向量机进行人脸识别,并针对大规模数据,采用分解算法以保证识别结果的正确。Suykens 等^[57]将最小二乘与支持向量机相结合,提出了基于最小二乘的支持向量机,并将该算法用于识别,取得了良好的效果。Simon Tong 等^[58]将支持向量机用于对文本的分类,同时给出了在利用该算法进行文本分类时的具体实施方式。

1.2 计算智能技术在机械加工领域的应用状况

计算智能技术在机械加工与制造的应用研究中取得了很大的进展,人们用计算智能技术来计算、分析、优化、推理、仿真和控制加工制造系统或加工制造过程。

Rangwala 和 Dornfeld 等人提出应用神经网络对加工状态多传感信号进行融合,对刀具磨损进行智能判断,分别从切削力、声发射和电流信号中提取多种特征参数,并把切削速度和给进量作为附加特征,在对车削过程刀具磨损判别实验中取得了满意的结果^[59]。Ko 等人设计了一个具有九个输入节点,十个隐含节点,一个输出节点的神经网络,九个输入节点中的八个分别对应每齿切削力参数,另一个节点代表一个完整周期内切削的滑动平均值,系统的输出可以简单地指出刀具是否出现了破损的刀齿^[60]。上海交通大学的倪其民等人运用神经网络建立加工过程模型,利用遗传算法实现在线优化,构造了平面铣削加工参数自适应优化系统,可获得最大材料取出率^[61]。上海交通大学的吴光琳等人通过神经网络建立了对数控机床加工中的球头刀具实时检测的方法,先实时测出刀具的切削深度和给进量并和主轴的转速及加工过程零件的材料类型输入神经网络控制器进行负载计算,得出的负载输入检测器进行计算、比较,神经网络系统采用三层 BP 结构,输入层有四个节点,输出层有三个节点^[62]。山东工业大学的李旭东等人运用神经网络的非线性建模原理和自学习能力,在切削用量及其影响因素之间建立起函数映射关系,实现了切削用量的智能化选择。清华大学的韩至骏等人提出一种用于加工中心优选刀具和切

削参数的新方法,该法以基本切削数据库为基础,结合遗传算法、神经网络、模糊技术,根据实际工况的需要,通过学习、修正,实时优选出能满足各种具体工作环境要求的刀具和最佳切削参数^[63]。Vishy Karri 在制造国际会议 ICME2000 上发表论文,比较了预报钻削效果的传统切削力学方法、CRNN 神经网络和 RBF 神经网络方法。他认为最近几年,神经网络在机械加工效果预报的应用是成功的,尤其是最小输入的定量预报。论文中提及的 CRNN 神经网络和 RBF 神经网络比用传统的切削力学方法取得更好的入钻和转矩定量预报精度。钻削力用 CRNN 神经网络和 RBF 神经网络可在实验结果的 3% 的误差范围内预报^[64]。华南理工大学的彭观等人提出一种基于专家系统和神经网络相结合的加工过程多目标优化智能决策方法,建立了专家系统和神经网络之间的信息交换机制,采用面向对象的方法设计了车削加工过程多目标的智能优化决策系统^[65]。洛阳工学院的严涛等人针对传统磨削加工过程精度控制遇到的困难,提出了将传统的专家系统推理机构和模糊神经网络相结合建立智能型磨削参数决策系统。在系统中利用专家系统对磨削参数初步决策,并在加工间隙及加工结束时对加工参数进行调解以及对知识库进行修正,使系统具有了很强的自适应能力和自学习能力,提高了磨削的精度和磨削效率,减小了磨削加工误差。当机床和环境发生改变时能保证始终获得理想的加工效果^[66]。

从大量的文献资料可以看出,计算智能在机械加工与制造领域的应用是成功的,有很好的前景。

随着科学技术的发展,孔加工技术被广泛地应用于航空、航天、汽车、电子、化工、光纤通信、计算机等领域,近年来振动钻削技术在理论和实践上都取得了重大的进展,使孔加工质量也得到了改善。

振动钻削是建立在切削理论和振动理论等基础上的一种新颖的钻削加工方法,以往的振动钻削研究局限于定参数,针对一定的材料选定振动参数(振动频率 F 和振幅 A)及切削参数(给进量 f 和主轴转速 n)后,在整个钻削过程固定不变。这种方法不能从根本上解决钻削所面临的技术问题。实际上,钻削过程是一个复杂的动态过程,钻削力、扭矩、切削变形、切削温度、钻头磨损等从钻入到钻出都在不断地变化。并且,在孔加工的不同钻削区段的加工要求、性能指标也不同,钻入时主要是解决微小钻头引偏量大、定位精度底的问题,考察的性能指标是入钻定位误差;钻中时要求排屑顺利、孔的精度高、加工表面质量好、主要考察孔扩量问题;钻出时主要考察出口毛刺高度^[67]。

振动钻削的最终目的是优化切削过程,全面提高孔加工质量以适应新型材料的出现,由于实验设备等客观因素的限制不可能在实验中大幅度地随意改变参数,因此利用计算机仿真来分析和优化切削过程是势在必行的,因而要求根据振动理论、切削理论、控制理论等对系统进行形式化的描述并构造振动钻削的仿真模型,实现对振动钻削的动态仿真。但由于振动钻削过程复杂,所构造的数学模型或仿真模型具有一定的限制条件,从而难以全面描述振动钻削过程。因而有关学者将计算智能引进振动钻削加工过程,为振动钻削工艺的进一步发展开辟新的研究领域,并取得较好的效果^[68~75,78]。

吉林大学王立江教授提出了变参数振动钻削新理论^[68],解决参数振动钻削所面临的问题,开辟了一个全新的研究方向。变参数振动钻削主要是根据加工孔的材料组合特性、空的长径比及钻入、钻中、钻出区段的不同因素,灵活地选择振动参数和切削过程,并把它

们作为钻削深度 l 的变量 $F(1)$ 、 $A(1)$ 、 $f(1)$ 、 $n(1)$ ，使钻削过程处于最优状态。

人工神经网络技术是计算智能技术主要的方向，近年来在工程领域神经网络应用的越来越广泛，神经网络的本质是一个非线性自适应函数估计器，通过样本数据的训练，神经网络能够建立起复杂的非线性映射模型，吉林大学赵宏伟教授将神经网络用于多元阶跃式变参数振动钻削过程的仿真与参数优化^[76]，从而解决了传统方法所面临的难题，使得入钻定位误差、孔扩量、出口毛刺高度均比普通钻削小，平均改善了 50%，并能从中找到加工规律，推动了振动钻削研究与发展。于繁华等人利用共轭梯度算法作为在振动钻削过程的小波神经网络算法，并给出了基于局部学习的共轭梯度算法，该算法与普通的共轭梯度算法相比明显改善提高了小波神经网络性能；讨论了振动钻削过程仿真中基于局部学习的小波网络权值初始化原则和网络训练方法；利用灰色关联度分析法，寻找和挖掘振动钻削过程中输入数据和输出数据之间所隐含的内在规律，并进行因素主次划分，在此基础上提出了用灰色理论关联分析法来选取小波神经网络的输入参数^[77]。

1.3 计算智能在可靠性优化设计中的应用状况

由于计算智能技术的迅速发展，国内外已有一些学者将该技术应用到可靠性优化设计中。文献[81]应用神经网络方法，来解决大型结构系统的可靠性优化设计问题。文献[79]针对具有多失效模式的结构系统可靠性优化设计，提出了随机模拟-神经网络方法，为结构系统可靠性优化设计提供了一种新方法。文献[82]将冗余设计和神经网络技术相结合，提出了一种基于神经网络的最优分配算法。文献[80]建立了神经网络优化数学模型，应用神经网络技术提出了内燃机零件可靠性优化设计的一种新方法，这种方法比常用的数学规划方法更适合于并行处理和优化计算。文献[83]将遗传算法和一次二阶矩法有机地结合在一起，提了一种有效的可靠性优化设计方法。文献[84]运用模糊机会约束规划理论，建立了多种设计可选的可靠性优化问题子系统，给出基于模糊模拟的遗传算法求解步骤，提高了搜索速度和效率。文献[85]研究了随机参数杆系结构的广义可靠性优化设计问题，建立了基于可靠性优化的数学模型，并利用遗传算法求解。文献[86]介绍了免疫遗传算法的机理，并对齿轮减速机优化设计模型进行了优化设计。文献[87]建立基于粒子群算法的机械零部件可靠性优化设计的数学模型，结果表明粒子群算法可以快速、有效求得优化解。文献[88]介绍了蚁群算法的原理、模型和算法的实现过程，通过实例表明，利用蚁群算法进行机械优化设计是切实可行。文献[89]利用应力-强度分布干涉和模糊理论，对机械模糊可靠性优化设计方法进行系统的研究，提出了剩余可靠度的概念，建立了数学模型。文献[90]应用模糊集理论，提出了多目标模糊优化的数学模型及其求解方法，并将其应用到机械系统可靠性的多目标优化设计中。文献[91]将免疫算法与遗传计算结合，提出一个基于免疫遗传计算的优化设计系统用于零件的优化设计，避免了遗传算法搜索效率低，过早收敛和不能很好保持个体的多样性等问题，具有很大的优越性。刘仁云等^[78]将计算智能技术中的小波神经网络应用于多失效模式的结构系统可靠性优化设计中。为提高小波神经网络的仿真性能，将局部策略思想和共轭梯度算法相结合，提出了一种改进的小波神经网络的学习算法。并利用构造的小波神经网络逆映射模型，简单

方便地实现了可靠性优化设计。将多目标决策理论和可靠性设计、稳健设计相结合,建立了适合可靠性稳健优化设计的多目标优化模型,将粒子群与模糊理论相结合,提出了适合该模型求解的模糊多目标粒子群算法。针对可靠性稳健优化设计模型多属于高维多目标优化的问题,通过灰色关联分析计算空间中的粒子所形成的各目标矢量序列与基准矢量序列之间的关联度,选取使关联度值最大的粒子作为粒子群算法的全局极值和个体极值,进而提出了适合高维多目标优化问题求解的灰色粒子群算法。

1.4 计算智能在结构损伤识别中的应用状况

将计算智能技术中的神经网络应用于损伤识别领域的基本思想是:根据结构在不同位置出现的不同损伤程度的反应,通过特征提取,选择对结构损伤比较敏感的参数(频率、振型等)作为网络的输入向量,结构的损伤状态(位置、程度)作为网络的输出量。然后,建立网络的训练样本,通过训练样本对网络进行训练,使其收敛。最后,使用训练好的网络进行预测。

Wu 等^[92]1992 年将神经网络引入结构损伤识别领域,通过神经网络实现了结构自动检测及评估。Peter Szewczyk 等^[93]提出了基于静力的神经网络结构损伤识别。Rhim 等^[94]将神经网络与结构识别技术相结合,实现了结构的损伤识别,并给出了详细的利用神经网络进行识别的过程。在此基础上,国内很多学者也进行了将神经网络应用于结构损伤识别的研究。陆秋海和李德葆^[95]利用结构位移模态试验和神经网络方法对结构损伤定位和定量辨识问题进行了研究。郭杏林和陈建林^[96]利用工程结构损伤前后的固有频率的变化包含了结构损伤位置和程度的信息,构造了改进型 BP 神经网络的输入参数,分别对一个框架模型和一个桁架模型进行了损伤数值模拟计算。王建民和陈龙珠^[97]运用双协调自由界面模态综合法对结构进行模态分析,获取各子结构及整体结构的模态信息。然后,通过组合 BP 神经网络将损伤子结构与整体结构的模态频率变化率组合起来进行结构损伤识别。邱颖等^[98]利用小波包技术对损伤结构的振动信号进行分解,求出各频带内的能量作为网络输入参数,进行损伤程度的评估,悬臂梁损伤诊断与实际损伤情况比较结果表明,该方法合理、有效,可用于实际结构的损伤识别。鞠彦忠等^[99]用小波和神经网络 ART2 相结合的方法检测结构的损伤位置。通过把小波变换作为神经网络的前处理来构造小波神经网络。首先通过数值试验检验了小波消噪和小波神经网络损伤检测的能力。然后在一个框架结构模型上进行了试验。

近年来,随着遗传算法技术的普及和发展,国内外很多学者都将遗传算法引入到结构损伤识别领域,取得了良好的结果。遗传算法应用于结构损伤识别的基本思想是:将结构的损伤识别归结为目标函数优化问题^[100],然后利用遗传算法进行求解。

Jung-Huai Chou 和 Jamshid Ghaboussi^[101]将遗传算法引入结构损伤识别领域,实现了损伤定位、损伤程度的识别。Mares 和 Surace^[102]在传统模态分析的基础上利用残余力理论建立目标函数,然后利用遗传算法进行求解。Friswella^[103]将组合遗传算法和特征值灵敏度算法相结合,实现了结构的损伤识别。程远胜等^[104]提出了一种基于遗传算法的利用不完整振动数据识别结构损伤的新方法,该方法首先扩展不完整的振型并利用单元

能量熵差比确定结构损伤的大致位置,然后采用二级搜索策略,借助遗传算法确定结构损伤的程度。

利用支持向量机进行损伤识别研究首先是从机械损伤识别开始的,也有些学者将该技术引入到桥梁结构的损伤识别中。李凌均等^[105]为了解决在机械智能监测与诊断中缺少故障样本的问题,提出了一种机械故障单值分类的新方法,即支持向量数据描述法。该方法只需要一类目标样本作为学习样本,而不需要其他非目标样本,就可以建立起单值分类器,从而区分了非目标样本和目标样本。樊可清等^[106]针对损伤样本难以获得的实际情况,将桥梁状态监测问题作为模式识别中的一类学习问题处理。为了获得足够敏感的异常报警判别函数,采用了基于支持向量机的一类学习算法,这种方法在得到很高灵敏性的同时,可以方便地权衡敏感性和泛化性能之间的矛盾。刘龙等^[107]提出了基于支持向量机的结构损伤分步识别方法,以模态频率作为损伤特征,首先根据支持向量机分类算法的概率估计确定可能的损伤位置,重新构造训练样本,然后利用支持向量机回归算法计算损伤位置,最后估计损伤程度。刘龙和孟光^[108]提出了一种基于支持向量机辨识结构损伤程度的方法,并构造模态频率作为损伤标识量训练支持向量机,对损伤程度进行预测。

将粒子群算法引入到结构损伤识别领域的基本思想与遗传算法相似,但这方面的研究相对较少,余岭等^[109]利用粒子群算法对两层刚架单损伤和多损伤情况进行数值仿真,得出采用粒子群算法对结构损伤进行检测不仅能够准确定位结构损伤而且能够有效识别损伤程度。于繁华等^[110]将计算智能技术引入到桥梁结构的损伤识别中,并取得了良好的效果。根据残余力向量的概念,把结构损伤识别问题转化成优化问题,并建立了适合结构损伤识别的多目标优化模型,为提高模型求解的准确性,利用灰色关联度能够很好地分析各非劣解与理想解之间的接近程度,并能掌握解空间全貌的特点,依据目标矢量序列和基准矢量序列之间的灰色关联度大小选取粒子群算法中的全局极值和个体极值,提出了适合高维多目标求解的灰色粒子群算法;利用支持向量机建立了一组待反演参数与各阶频率和一阶振型之间的函数关系,将所得函数表达式与结构各阶实测频率和振型间的差异作为优化目标,建立了一个多目标优化模型,并用所提出的灰色粒子群算法进行求解;为提高神经网络的收敛速度,提出了基于局部学习的小波神经网络算法,并将该算法应用到结构损伤识别,取得了较好的效果;为增强网络的泛化能力,提出了基于灰色聚类技术的神经网络集成方法,该方法改善了利用传统神经网络进行结构损伤识别时泛化能力低的情况。由于粒子群算法简单容易实现,作者认为随着进一步研究的深入,粒子群算法一定会在结构损伤识别研究中起到比较重要的作用。

参 考 文 献

- [1] 周春光,梁艳春. 计算智能[M]. 长春:吉林大学出版社,2001.
- [2] Kirsh D. Foundation of AI: The big issues[J]. Artificial Intelligence, 1991, 47(1—3): 3~30.
- [3] Simon H A. Explaining the ineffable: al on the topics of intuition, insight, and inspiration (Excellent Research Award)[J]. In: Proc of IJCAI95. 1995, 939~9483.
- [4] Zurada J Z, et al. Computational Intelligence: Imitating the Life[M]. New York: IEEE Press, 1994.
- [5] Fogel D B. Evolutionary Computation: Towards a New Philosophy of Machine Intelligence [M]. IEEE Press, 1994.
- [6] Srinivas M, Patnaik L M. Genetical gorithms: asurvey[J]. IEEE Computer, 1994, 27(6): 17~266.

- [7] Angeline J. Evolution revolution; an introduction to the special track on genetic and evolutionary programming[J]. IEEE Expert, 1995, 10(3): 6~107.
- [8] Zadeh L A. Fuzzy logic, neural networks, and soft computing[J]. Comm of ACM, 1994, 37(3): 779~848.
- [9] Klimasauskas C. C. Genetic algorithms build a better market timing system[J], etc. In: The Magazine of Artificial Intelligence in Finance, Published by AI Expert, a Miller Freeman Publication, 1994.
- [10] Gerber C. Datamining[J]. Datamation. 1996, 42(9): 40~49.
- [11] Fayyad U M. Data mining and knowledge discovery: making sense out of data [J]. In: IEEE Expert. 1996. 94. Colin A M. Neural network and genetic algorithm for exchange rate forecasting. In: Procoff IJCNN'92. Beijing, 1992.
- [12] Philip D Wasserman. Neural Computing: Theory and Practice[M]. Van Nostrand Reinhold, 1989.
- [13] 胡守仁, 余少波, 戴葵. 神经网络导论[M]. 北京: 国防科技大学出版社, 1993.
- [14] 杨行峻, 郑君里. 人工神经网络[M]. 北京: 高等教育出版社, 1992.
- [15] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993.
- [16] Szu H, et al. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification[J]. Optical Engineering, 1992, 31(9): 1907~1916.
- [17] Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE trans on NN, 1992, 3(6): 889~898.
- [18] Pati Y C, Krishnaprasad P S. Analysis and synthesis of feed forward neural network using discrete affine wavelet [J]. IEEE trans on NN, 1993, 4(1): 73~75.
- [19] Baskshi B R, Stephanopoulos G. Wave net: a multiresolution, hierarchical neural network with localized learning [J]. Amer. Inst. Chem. Eng. J., 1993, 39(1): 57~81.
- [20] Zhang Jun, et al. Wavelet neural networks for function learning[J]. IEEE trans on SP, 1995, 43(6): 1485~1497.
- [21] Boubes T, Peskin R L. Wavelet neural networks and receptive field partitioning[J]. San Francisco: Proc of IJCNN '93. (3), 1993, 1544~1549.
- [22] 石卓尔, 焦李成. 子波神经网络[J]. 西安: 中国神经网络 1993 年学术大会论文集(上), 1993, 185~196.
- [23] 丁宇新, 沈雪勤. 基于能量密度的小波神经网络[J]. 计算机学报, 1997, 20(9): 832~838.
- [24] 高协平, 张钊. 区间小波神经网络—理论与实现[J]. 软件学报, 1998, 9(3): 217~221.
- [25] 高协平, 张钊. 区间小波神经网络—性质与模拟[J]. 软件学报, 1998, 9(4): 246~250.
- [26] 王岭, 焦李成. 区间估计的 FWNN 及其区间学习算法[J]. 电子学报, 1998, 26(4): 41~45.
- [27] Zhang Liang Jie, Li Yanda. Wavelet based fuzzy neural networks[J]. Taiwan: Proc of ISANN'94, 1994.
- [28] Hansen L K, Salamon P. Neural network ensembles[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(10): 993~1001.
- [29] Sollich P, Krogh A. Learning with ensembles: How over-fitting can be useful[J]. In: Touretzky D, Mozer M, Hasselmo M eds. Advances in Neural Information Processing Systems 8, Cambridge, MA: MIT Press, 1996, 190~196.
- [30] Opitz D, Maclin R. Popular ensemble methods: An empirical study[J]. Journal of Artificial Intelligence Research, 1999, 11: 169~198.
- [31] 周志华, 陈世福. 神经网络集成[J]. 计算机学报, 2002, 25(1): 1~7.
- [32] 王正群, 陈世福, 陈兆乾. 并行学习神经网络集成方法[J]. 计算机学报, 2005, 28(3): 402~408.
- [33] 傅强, 胡上序, 赵胜颖. 基于 PSO 算法的神经网络集成构造方法[J]. 浙江大学学报(工学版) 2004, 38(12): 1597~1600.
- [34] 李凯, 黄厚宽. 一种基于聚类技术的选择性神经网络集成方法[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(4): 594~598.
- [35] 李国正, 杨杰, 孔安生. 基于聚类算法的选择性神经网络集成[J]. 复旦学报(自然科学版), 2004, 43(5): 689~695.
- [36] 丁永生. 计算智能—理论、技术与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [37] 李敏强, 寇纪淦, 林丹, 等. 遗传算法的基本理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002.