

“十二五”国家重点出版规划项目



现代舰船导航、控制及电气技术丛书

赵琳 主编

# 智能预报技术 及其在船舶工程中的应用

■ 刘胜 等著



ZHINENG YUBAO JISHU  
JIQIZAI  
CHUANBO GONGCHENG  
ZHONG DE YINGYONG



国防工业出版社  
National Defense Industry Press

“十二五”国家重点出版规划项目



现代舰船导航、控制及电气技术丛书

赵琳 主编

# 智能预报技术 及其在船舶工程中的应用

---

■ 刘胜 傅荟璇 杨震 著



国防工业出版社

National Defense Industry Press

## 内 容 简 介

本书结合作者多年来从事船舶控制工程领域的研究工作,阐述了船舶运动姿态的智能预报技术。全书共分为7章,在介绍人工神经网络、混沌理论、支持向量机等智能预报技术的基础上,重点阐述了船舶横摇运动姿态的信息熵加权神经网络智能预报技术、经验模式分解域神经网络智能预报技术、支持向量机混沌智能预报技术、固定参数混沌最小二乘支持向量机智能预报技术、变参数混沌最小二乘支持向量机智能预报技术;船舶航向运动鱼群算法支持向量机并行优化智能预报技术、免疫鱼群算法支持向量机多目标优化智能预报技术、船舶航向控制系统故障模式分析、故障树构建、故障工况建模及故障智能预报技术等。

本书内容丰富,题材新颖,阐述深入浅出,理论分析与工程应用联系密切,各章节内容上力求完整性与独立性,尤其注重理论与实践的结合。

本书可供智能预报技术、船舶工程、控制科学与工程相关专业研究生、高年级本科生使用,也可作为从事船舶工程研究和设计人员的参考书。

### 图书在版编目(CIP)数据

智能预报技术及其在船舶工程中的应用/刘胜等著.

—北京:国防工业出版社,2015.11

(现代舰船导航、控制及电气技术丛书/赵琳主编)

ISBN 978-7-118-10606-0

I. ①智... II. ①刘... III. ①智能控制-预报-应用-船舶工程 IV. ①U66

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2015)第 309145 号

※

国防工业出版社出版发行

(北京市海淀区紫竹院南路 23 号 邮政编码 100048)

三河市鼎鑫印务有限公司印刷

新华书店经售

\*

开本 787×1092 1/16 印张 11½ 字数 252 千字

2015 年 11 月第 1 版第 1 次印刷 印数 1—2000 册 定价 56.00 元

(本书如有印装错误,我社负责调换)

国防书店:(010)88540777

发行邮购:(010)88540776

发行传真:(010)88540755

发行业务:(010)88540717

## 丛书编委会

主 编 赵 琳

副主编 刘 胜 兰 海

编 委 (按姓氏笔画排序)

王元慧 卢 芳 付明玉 边信黔

朱晓环 严浙平 苏 丽 杨 震

杨晓东 宋吉广 金鸿章 周佳加

孟 杰 梁燕华 程建华 傅荟璇

綦志刚 蔡成涛

随着海洋世纪的到来,海洋如今越来越成为人类新的希望,也越来越成为世界各国争夺的目标。当今世界强国,无一例外都是海洋大国,海洋战略已成为具有重要意义国家战略。现代舰船是保卫国家海上安全、领土主权,维护海洋权益,防止岛屿被侵占、海域被分割和资源遭掠夺的重要工具。伴随着我国“海洋强国”战略目标的提出,现代舰船对操纵性、安全性、可靠性及航行成本,适应现代条件下的立体化海战,及与其他军种、兵种联合作战等提出了更高的要求,必然要求在核心领域出现一大批具有自主知识产权的现代舰船装备。

要提升我国舰船行业竞争力,实现由造船大国向造船强国的转变,首先要培养一大批具有国际视野和民族精神的创新人才,突破制约舰船装备性能的瓶颈技术,进而取得具有自主知识产权的研究成果,应用于船舶工程和海军装备。而创新人才的培养,一直是科技教育工作者的历史使命。

新形势下,我国海洋安全面临着前所未有的严峻威胁和挑战。确立“海洋国土”观念,树立海洋意识,提升海军装备水平,是捍卫我国国土安全必不可少的内容。为此,我们邀请业内知名专家,联合开展“现代舰船导航、控制及电气技术丛书”编撰工作,就舰船控制、舰船导航、舰船电气以及舰船特种装备的原理、应用及关键技术展开深入探讨。

本丛书已列入“十二五”国家重点出版规划项目。它的出版不仅能够完善和充实我国海洋工程人才培养的课程体系,促进高层次人才的培养,而且能为从事舰船装备设计研制的工业部门、舰船的操纵使用人员以及相关领域的科技人员提供重要的技术参考。这对于加速舰船装备发展,提升我国海洋国防实力,确立海洋强国地位将起到重要的推动作用。



国家中长期科学和技术发展规划纲要明确指出,在今后一段时间内将重点发展船舶工程领域信息化和智能化技术,船舶运动姿态及系统智能预报技术对保证船舶航行安全性、船舶控制系统性能预测与评价、舰载机起降、舰载武器使用等各种作业及舰载装备故障诊断具有重要理论定义和工程应用价值。

在船舶工程领域,对船舶运动姿态的预报不仅要考虑到精度,而且还要考虑预报算法实时性、在线性、预报时长内的有效性等,属于典型的复杂系统预报技术,常规的预报模型与方法在准确度及方法方面略显不足。近年来,复杂系统预报技术已经呈现出智能化、组合化的趋势。

本书是作者多年来研究成果的总结,聚集了作者近年来在国内外刊物发表及在国际和国内学术会议上交流的百余篇学术论文及专利成果。

本书以智能预报技术为主线,介绍了人工神经网络、混沌理论、支持向量机等智能预报理论,详细阐述了分解域神经网络、支持向量机及其在线学习算法、粒子群、免疫鱼群等智能预报理论和并行智能优化技术及在船舶运动姿态预报和船舶航向控制系统故障预报中的应用。本书从系统整体构成的角度出发,共分为7章进行阐述。

第1章介绍了国内外采用的各种预报方法,分析了它们的优点和局限性,同时介绍了船舶运动姿态预报技术和船舶故障预报技术的发展概况及船舶运动姿态预报和船舶控制系统故障预报的主要发展方向。

第2章介绍了目前主流智能预报技术中的相关理论,包括神经网络、支持向量机、智能优化算法等,探讨了支持向量机回归模型、多种群协调自适应粒子群算法、遗传算法、人工鱼群算法、免疫鱼群算法,为后续章节的深入学习作了铺垫。

第3章提出了经验模式分解域神经网络智能预报方法,讨论了基于分解策略的预报模型设计过程和基本框架,提出了相应的分量重构方法和分量预报策略,介绍了神经网络智能预报方法在船舶运动姿态预报中的应用。

第4章提出了一种基于混沌相空间重构的支持向量机预报方法,讨论了混沌时间序列的判定规则;设计了单松弛变量鲁棒支持向量机;针对具有混沌特性的时间序列,建立了改进支持向量机的混沌智能预报模型;介绍了改进支持向量机混沌智能预报方法在船舶横摇运动姿态预报中的应用。

第5章详细阐述了基于并行优化的支持向量机智能预报技术。讨论了基于捕食搜索策略的人工鱼群优化算法;提出了改进人工鱼群的支持向量机并行优化算法;给出了训练速度和训练精度多目标优化问题的 Pareto 近似解集;讨论了基于遗传算法、

基本鱼群算法和免疫遗传算法并行优化的支持向量机智能预报方法;介绍了船舶航向并行优化支持向量机智能预报技术。

第6章提出了一种固定参数的混沌在线最小二乘支持向量机预报方法;针对固定的核参数不能随着动态变化而进行自动调节导致预报精度下降这一问题,设计了一种混沌在线最小二乘支持向量机变参数在线预报模型,给出了最小二乘支持向量机变参数在线建模方法。介绍了固定参数混沌在线最小二乘支持向量机预报方法和变参数混沌在线最小二乘支持向量机预报方法在船舶运动姿态预报中的应用。

第7章阐述了智能预报技术在控制系统故障预报中的应用问题。讨论了船舶航向控制系统故障模式及原因,给出了构建控制系统故障树模型方法,选用多项式核函数、径向基核函数和 Sigmoid 核函数构造不同的支持向量机算法,介绍了根据组合预报原理的船舶航向控制系统小波网络/支持向量机故障预报技术。

每章节内容上力求完整性与独立性,读者可以根据需求选择阅读。

刘胜教授主持了全书的撰写工作,并确定了全书的结构,同时撰写了第1、6、7章,傅荟璇博士撰写了第2、5章,杨震博士撰写了第3、4章。本书的研究成果得到了国家自然科学基金、教育部博士点基金、黑龙江省自然科学基金等基金的资助。在本书编撰过程中,还参考了刘胜教授指导的研究生学位论文及一些学者的论著,借本书出版之际,向他们致以诚挚的谢意!由于作者的理论水平以及研究工作的局限性,特别是智能预报技术也在不断地发展之中,书中错误和不妥之处在所难免,敬请广大读者和专家学者批评指正。

## 第1章 绪论

|     |                    |     |
|-----|--------------------|-----|
| 1.1 | 时间序列分析预报技术 .....   | 001 |
| 1.2 | 时间序列灰色预报技术 .....   | 002 |
| 1.3 | 混沌序列预报技术 .....     | 002 |
| 1.4 | 分解组合预报技术 .....     | 003 |
| 1.5 | 人工神经网络预报技术 .....   | 004 |
| 1.6 | 支持向量机预报技术 .....    | 005 |
| 1.7 | 在线实时预报技术 .....     | 006 |
| 1.8 | 船舶运动姿态预报技术 .....   | 008 |
| 1.9 | 船舶控制系统故障预报技术 ..... | 012 |

## 第2章 智能预报技术理论基础

|       |                          |     |
|-------|--------------------------|-----|
| 2.1   | 信息熵加权 Elman 神经网络原理 ..... | 015 |
| 2.1.1 | Elman 神经网络概述 .....       | 015 |
| 2.1.2 | Elman 神经网络结构 .....       | 015 |
| 2.1.3 | Elman 神经网络动态学习过程 .....   | 016 |
| 2.1.4 | 信息熵加权 Elman 神经网络算法 ..... | 017 |
| 2.2   | 统计学习理论与支持向量机 .....       | 018 |
| 2.2.1 | 机器学习 .....               | 018 |
| 2.2.2 | 统计学习理论 .....             | 019 |
| 2.2.3 | 支持向量机回归原理 .....          | 022 |
| 2.2.4 | 小波 $\nu$ -支持向量机 .....    | 024 |
| 2.3   | 群体智能优化算法 .....           | 026 |
| 2.3.1 | 群体智能优化算法的基本框架 .....      | 027 |
| 2.3.2 | 多种群协调混沌粒子群算法 .....       | 027 |
| 2.3.3 | 遗传算法 .....               | 035 |
| 2.3.4 | 人工鱼群算法 .....             | 041 |
| 2.3.5 | 免疫鱼群算法 .....             | 044 |

## 第3章 船舶横摇运动姿态神经网络智能预报技术

|     |                |     |
|-----|----------------|-----|
| 3.1 | 经验模式分解理论 ..... | 048 |
|-----|----------------|-----|

|       |                         |     |
|-------|-------------------------|-----|
| 3.1.1 | 经验模式分解算法                | 048 |
| 3.1.2 | 经验模式分解的相关特性             | 050 |
| 3.2   | 预报能力评价准则                | 051 |
| 3.3   | 船舶横摇运动姿态神经网络预报技术        | 052 |
| 3.3.1 | 信息熵加权的 Elman 神经网络预报技术   | 052 |
| 3.3.2 | 船舶横摇运动姿态神经网络预报          | 053 |
| 3.4   | 船舶横摇运动姿态经验模式分解域神经网络预报技术 | 056 |
| 3.4.1 | 分解域神经网络预报结构             | 057 |
| 3.4.2 | 分解域神经网络预报技术             | 057 |
| 3.4.3 | 船舶横摇运动姿态经验模式分解域神经网络预报   | 059 |

## 第4章 船舶横摇运动姿态支持向量机混沌智能预报技术

|       |                                       |     |
|-------|---------------------------------------|-----|
| 4.1   | 船舶横摇运动姿态混沌动力学特征研究                     | 067 |
| 4.1.1 | 船舶横摇运动相空间重构参数选择                       | 068 |
| 4.1.2 | 船舶横摇运动混沌特性定性分析                        | 069 |
| 4.1.3 | 船舶横摇运动混沌特征指数分析                        | 071 |
| 4.2   | 变异小波 $\nu$ -支持向量机                     | 073 |
| 4.3   | 单变量鲁棒小波 $\nu$ -支持向量机                  | 075 |
| 4.3.1 | 基于间隔的结构风险最小化原则                        | 076 |
| 4.3.2 | 鲁棒损失函数                                | 077 |
| 4.3.3 | 鲁棒小波 $\nu$ -支持向量机                     | 078 |
| 4.3.4 | 单松弛变量鲁棒小波 $\nu$ -支持向量回归模型             | 078 |
| 4.3.5 | 单松弛变量 $\xi$ 和双松弛变量 $(\xi, \xi^*)$ 的比较 | 081 |
| 4.3.6 | 改进支持向量机解集的讨论                          | 083 |
| 4.4   | 基于改进支持向量机的混沌智能预报方法                    | 084 |
| 4.5   | 船舶横摇运动改进支持向量机混沌智能预报技术                 | 085 |
| 4.5.1 | 船舶横摇运动姿态混沌智能预报算法                      | 085 |
| 4.5.2 | 船舶横摇运动姿态混沌智能预报                        | 086 |

## 第5章 船舶航向支持向量机智能预报技术

|       |                         |     |
|-------|-------------------------|-----|
| 5.1   | 并行优化支持向量机               | 091 |
| 5.1.1 | 特征选择优化模型                | 092 |
| 5.1.2 | 支持向量机参数优化模型             | 092 |
| 5.1.3 | 加权系数优化模型                | 094 |
| 5.1.4 | 并行优化模型                  | 095 |
| 5.2   | 船舶航向改进鱼群算法支持向量机并行优化预报技术 | 096 |
| 5.2.1 | 基于动物捕食搜索策略的改进人工鱼群算法     | 096 |
| 5.2.2 | 船舶航向改进人工鱼群算法支持向量机并行优化预报 | 098 |

|       |                                |     |
|-------|--------------------------------|-----|
| 5.3   | 支持向量机性能多目标优化技术 .....           | 100 |
| 5.3.1 | 多目标优化问题的数学描述 .....             | 100 |
| 5.3.2 | 支持向量机性能 Pareto 最优解集 .....      | 102 |
| 5.3.3 | Pareto 近似解集求解方法 .....          | 103 |
| 5.4   | 船舶航向改进免疫鱼群算法支持向量机多目标优化预报 ..... | 104 |

**第6章 船舶横摇运动姿态最小二乘支持向量机智能预报技术**

|       |                               |     |
|-------|-------------------------------|-----|
| 6.1   | 最小二乘支持向量机(LSSVM) .....        | 111 |
| 6.1.1 | 最小二乘支持向量机回归模型 .....           | 112 |
| 6.1.2 | LSSVM 增量式学习算法 .....           | 112 |
| 6.1.3 | LSSVM 在线式学习算法 .....           | 114 |
| 6.2   | 混沌最小二乘支持向量机预报技术 .....         | 116 |
| 6.2.1 | 固定参数预报模型 .....                | 117 |
| 6.2.2 | 固定参数在线预报步骤 .....              | 118 |
| 6.2.3 | 船舶横摇运动姿态固定参数混沌 LSSVM 预报 ..... | 118 |
| 6.3   | 时间序列变参数混沌 LSSVM 预报技术 .....    | 120 |
| 6.3.1 | 最小二乘支持向量机变参数在线建模方法 .....      | 120 |
| 6.3.2 | 变参数混沌 LSSVM 在线建模预报步骤 .....    | 121 |
| 6.3.3 | 船舶横摇运动姿态变参数混沌 LSSVM 预报 .....  | 122 |

**第7章 船舶航向控制系统故障智能预报技术**

|       |                                  |     |
|-------|----------------------------------|-----|
| 7.1   | 船舶航向控制系统故障模式及原因分析 .....          | 127 |
| 7.1.1 | 舵控制系统故障分析 .....                  | 127 |
| 7.1.2 | 船舶动力装置故障分析 .....                 | 129 |
| 7.2   | 船舶航向控制系统故障树构建 .....              | 129 |
| 7.2.1 | 故障树的基本概念 .....                   | 129 |
| 7.2.2 | 故障树构建 .....                      | 130 |
| 7.2.3 | 故障树定性分析 .....                    | 136 |
| 7.3   | 船舶航向控制系统故障工况下建模 .....            | 137 |
| 7.3.1 | 船舶运动建模 .....                     | 137 |
| 7.3.2 | 舵控制系统建模 .....                    | 138 |
| 7.3.3 | 船舶动力装置建模 .....                   | 141 |
| 7.3.4 | 故障模型下船舶航向态势仿真 .....              | 141 |
| 7.4   | 船舶航向控制系统故障小波网络/支持向量机组合预报技术 ..... | 144 |
| 7.4.1 | 组合预报的基本原理及方法 .....               | 144 |
| 7.4.2 | 船舶航向控制系统故障组合预报模型 .....           | 146 |
| 7.4.3 | 船舶航向控制系统小波支持向量机故障组合预报 .....      | 151 |

|            |     |
|------------|-----|
| 参考文献 ..... | 162 |
|------------|-----|

# 第 1 章

## 绪 论

系统的预报方法一般分为基于系统模型的方法和基于数据驱动的方法。一般情况下,系统的运动模型是在许多假设条件下得到的近似机理模型,建立精确描述系统行为的数学模型非常困难,加之外界未知干扰的随机性,所以,应用这样的近似机理模型很难给出系统行为的满意预报,因此基于系统模型的预报方法存在很大局限性。在难以建立系统准确的机理模型条件下,如何利用已获得的数据实现对系统的有效预报便成为一直以来需要解决的热点问题。从复杂性理论可知,系统某一变量的时间序列中不仅包含了系统所有变量过去的信息,而且还包含了参与系统演化的所有变量的大量信息,所以通过利用已获得的时间序列数据,并分析其内在规律,采用一种或者几种预报方法建立描述系统的输入输出模型,进而获得系统未来状态趋势成为一条实现对时变系统进行预报的有效途径。

### 1.1 时间序列分析预报技术

线性时间序列分析方法是处理动态数据的时域分析方法,是指利用观测数据拟合一个数学模型并进行未来值预测。实际应用中,尤其是在极短期预报当中,实时预报是我们比较关心的问题。常用的时间序列线性预报模型有自回归(AR)模型、自回归滑动平均(ARMA)模型。在过去几十年里,线性时间序列分析方法得到了迅速发展,至今已有大量文献讨论了各种成熟的方法,这些方法在工业、农业、自动化、水文、地质、气象、经济学和社会科学等领域中得到广泛的应用。近年来,随着时间序列分析研究的不断深入,针对不同的情况又相继提出了一些新模型,特别是与其他多学科相互交叉,形成了新的研究模式。如时间序列分析与控制论、信号信息处理、非线性时间序列与人工神经网络、小波分析及分形等多学科相互交叉,从而对很多的前沿学科领域中的问题展开了研究。

## 1.2 时间序列灰色预报技术

灰色系统理论是由华中科技大学的邓聚龙教授于1982年首先提出的,它以部分信息已知、部分信息未知的小样本、贫信息、不确定系统为研究对象,通过对部分已知信息的生成与开发,提炼和挖掘其中有价值的信息,从而实现对系统运行行为、演化规律的正确认识和有效控制。该理论认为任何随机过程都可以看做是在一定的时空区域内变化的灰色过程,将随机量看成灰色量,通过生成变换可以将系统数据无规律的序列变成有规律的序列,进而可以用系统已知的信息去揭示未知的信息,使系统不断地“白化”。灰色系统中建立的模型称为灰色模型(Grey Model, GM),该模型是以原始数据序列为基础建立的微分方程。目前,灰色系统理论已经成功地应用于工程控制、灰色关联分析、灰色预测、灰色决策、灰色控制等很多领域。

灰色预报法是利用灰色理论建立灰色微分模型,利用有限信息通过信息处理来寻找数据间的规律,从而进行有效预报、判断和决策。在采用灰色系统进行预报的方面,目前主要分为两类方法:一类是基于灰色系统动态模型GM的灰色预报模型方法,它是灰色建模中最具代表性的模型;另一类是基于残差信息开发与利用的数据序列残差辨识预报模型方法。前者的特点是直接根据自身时间序列数据建立动态微分方程,利用系统信息使抽象的模型量化,进而在缺乏系统特性的情况下预报自身的发展。这种方法的短期预报精度较高,但在长期预报时精度降低。后者方法简单,精度高,适用于摆动幅度不大的随机过程的预报,其残差利用率高。邓聚龙教授首先用灰色理论预报了1983年我国粮食总产量,与国家统计局公布的数字相比,误差仅0.4%。武汉工学院用灰色系统理论预报了我国汽车产量,结果比一般的回归分析法精度高。也有研究者采用灰色模型与马尔可夫模型相结合的方法预测了矿井的涌水量。灰色模型实质是一种指数拟合的形式,适用于具有确定性规律的数列、时间序列。

## 1.3 混沌序列预报技术

针对时间序列预报的研究方法中,最常用的是计算量小且容易实现的时间序列分析法,但是这类方法大都基于线性假定,时间序列的分析中决定序列的可观测因素很多,而且相互作用的动力学方程往往是非线性的,甚至是混沌的。同时,因测量精度的实际限制、计算的复杂性,以及可能存在的本质上的非确定性因素等多方面的困难,严重制约着人们对时间序列的内在机制的理解,这就直接导致时间序列分析法的有效预报时间不能满足实际要求。混沌是一种确定系统中出现的无规则运动,作为一门新兴的学科已经渗透到其他学科中,是非线性科学中一个非常重要的研究内容。

混沌时间序列预报的理论基础是相空间重构理论,它将时间序列看作一个离散动力系统产生的一维状态序列,系统在某一时刻的状态称为相,决定状态的几何空间称为相空间。Takens从数学角度对相空间重构进行了研究,其基本观点是:虽然相空间重构可以将一个变量在不同时刻的值构造成“等价”的相空间,但动力系统变量变化与系统的其他变量相关,即通过此变量随时间变化规律推断出隐含在整个系统的动力学规律,因

此,重构后相空间的轨迹能够很好地描述系统状态演化规律。基于该理论,建模方法可分为全局法和局域法。全局法根据所有相点拟合预测函数 $F$ ,该方法根据一维时间序列的预测经验,有坚实的理论基础,但若相空间维数越高,拟合难度越大,且计算量也随之迅速增大,预测效果不尽如人意。局域法则只选择与基准相点最相似的相点集合作为参考邻域,并根据这些相点的演化规律拟合预测函数 $F$ 。该方法有较好的弹性,计算量小,实现简单,较同维数下的全局法精度更高。按照拟合预测函数 $F$ 的数学工具,局域法可分为零阶法、一阶法等。传统的局域法中,使用欧氏距离度量相点间的相关性,由于欧氏距离仅反映距离远近,难以全面反映相点间相关性,因此在高维相空间中,基于欧氏距离局域法的预测精度迅速下降。

近年来,随着混沌系统理论的快速发展,基于混沌理论的非线性时间序列预报模型引起了人们的广泛兴趣,越来越多地被应用到了交通流预测、金融时间序列预测、电力负荷预测等诸多领域,为解决非平稳、非线性时间序列建模预报问题提供了新的研究思路和途径。但实现对各种不同的序列的精确预报,仍有许多工作要做。

## 1.4 分解组合预报技术

任何一种预报技术对预报对象及对象所处的环境都有一定的假设,各种预报方法在具备各自优点的同时也存在一些不可避免的缺陷,从而使得预报精度受到影响。为此,研究者们提出了一些分解组合预报方法。

在分解预报方面,针对具有很强随机性以及包含丰富特征信息的时间序列,主要考虑对序列本身的特征进行更加深入的研究以及预处理,提取其内在特征或把不同的特征信息分解开来,从而针对性地建立模型来降低建模难度,提高预报精度。但是,现有的分解域预测模型存在着如下几个缺点:①一些分解采用线性分解方法,对非线性时间序列进行分析时,破坏了信号本身的非线性,产生虚假频谱,影响对序列预测的精度;②现有的时间序列分解方法没有考虑对局部模型进行实时更新,不支持在线工作方式;③分解造成了模型选择和学习的计算负担;④很多分解算法均需要先验知识指导,计算复杂度高。因此,应该采用非线性分解方法保持序列本身的非线性来提高预测的精度,并通过分析各个分量之间的关系以确定局部模型之间的关系,减少分解带来的计算负担。许多文献通过建立基于经验模式分解的电力负荷、风速、以太网数据包时间序列等预测模型,以及基于小波分解的电力系统负荷预测模型和风速时间序列预测模型等,通过小波分解将时间序列分解为一个趋势序列和其他细节序列,对不同的子序列进行建模预测后再将预测结果融合,取得了较好的效果。

为了有效利用各种模型的优点,克服单一模型的缺陷,Bates 和 C. W. J. Granger 首次提出了组合预报的理论和方法。组合定理指出:即使一个很差的预报方法,如果它含有系统的独立信息,当与一种较好的预报方法进行组合后,同样可以增加系统的预报性能。也就是说,相对于单一模型,组合预报模型能够较大限度地利用预测样本的各种信息,大幅度地提高时间序列的预测精度,比单一模型考虑问题更系统、更全面。因此,为保证预报的准确性与可靠性,预报者常对同一事件组合各种预报方法进行预报,尽可能利用更多的信息,以得到一个较好的预报模型而改善预报结果。国内外研究者对组合方法进行了大

量的研究工作,在组合策略方面,有加权算术平均组合、加权几何平均组合和加权调和平均组合、Theil 不等系数最小化组合、灰色绝对关联度组合、相关系数最大化组合等。这些方法从定性分析的角度说明了基于相关性的组合预测方法也能取得较好的预报效果。

## 1.5 人工神经网络预报技术

20 世纪 80 年代后,人工智能、模糊逻辑、神经网络等技术的发展为预测理论和应用的发展注入了新的活力,使之逐渐发展成为当前时间序列预测领域的研究热点,也成为当前解决复杂非线性、非平稳时间序列预测问题的主要方法。

人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)是对生物神经系统的模拟,具有很强的自组织、自学习和非线性逼近能力,无须考虑数学模型的内部结构,不用假设前提条件和人为确定因子权重,可以对非线性时间序列系统进行无限逼近和拟合,广泛应用于时间序列预报中。

基于人工神经网络的预报方法是指把过去一段时间内的历史数据作为网络的输入数据,通过对网络进行反复的训练,使得每个神经元的阈值和网络各层间的连接权值取最优,从而使网络学习存储的知识用于推理时更接近实际系统的输出(预报输出),即对于新的网络输入数据,都能得到期望的输出,也就是正确的预报值。这种方法最大的优点在于网络可以通过训练自主地找出所给样本的映射规律,省去数据分析和建模的过程。近十几年来,神经网络理论的应用和发展非常迅速,由于其不需要对系统模型做出假设,因此有着更广泛的应用前景。

最早应用神经网络进行预测的实例可以追溯到 1964 年, Hu 首先提出将神经网络应用到天气预测, Werbos 在 1974 年正式提出将神经网络应用到预测中。在 Rumelhart 等人提出 BP(Back Propagation, BP)神经网络算法之后,各种神经网络算法在预测中的应用十分广泛。Werbos 对比了 BP 神经网络算法与传统统计学方法,并证实相对于回归分析和 Box-Jenkins 方法, BP 网络算法能够获得更好的预测精度。S. Aiguo 等人应用径向基(Radial Basis Function, RBF)神经网络进行时间序列预测,并采用遗传算法进行 RBF 神经网络训练,实验表明该方法的预测精度优于 K-means 方法。由于 ANN 具有较强非线性逼近能力,且针对不同需求的预测问题存在多种神经网络模型和算法,因此,采用 ANN 进行复杂时间序列预测可以获得较高的精度。但是神经网络存在训练比较困难且计算复杂等问题,模型受参数影响较大。于是,研究者们提出了很多改进的 ANN 模型或者 ANN 组合模型进行时间序列预测,如基于粒子群算法优化的 ANN 模型、基于遗传优化的模糊神经网络、多层神经网络、多神经网络融合模型、融合线性预测方法的 ANN 模型等多种方法,这些神经网络改进模型或融合方法,实现了对神经网络模型的优化训练和改进,弥补了单一神经网络模型的不足,针对许多复杂非线性和非平稳时间序列预测,提高了预测精度。

基于神经网络的预报方法实际上是一个非线性回归过程,考察的是神经网络逼近非线性函数的能力,其理论和应用已经有了广泛的研究,使得神经网络可以对任意观测序列进行分析,但神经网络是基于经验风险最小准则,当样本数据大时预测结果好,而当样本数据小时,预测结果不理想,对输入维数存在“维数灾难”问题。另外,网络的结构参数

(输入节点数、隐层节点数、隐层数目)设置往往凭经验而定,没有确定的指导原则;很多情况下,网络需要很多次迭代才能达到所要求的下降量,训练速度缓慢;训练过程接近饱和时,容易出现局部极小值点,而不是全局最优。以上这些缺陷对基于神经网络的预报方法进一步发展造成了极大的阻碍。

## 1.6 支持向量机预报技术

神经网络等学习方法的推广性差、网络结构难以确定、收敛速度慢、易陷入局部极值、训练时需要大样本数据等诸多问题,使得得以通过控制学习机器的容量来控制算法推广能力为核心的统计学习理论(Statistical Learning Theory, SLT)得到了快速的发展。Vapnik 等人在具有完备理论基础和严格理论体系的统计学习理论和结构风险最小化原理(Structural Risk Minimization, SRM)的基础上,提出了一种通用的小样本机器学习方法——支持向量机(Support Vector Machine, SVM)。它为有限样本的机器学习问题建立了一个良好的理论框架。

机器学习中传统学习方法(如神经网络)采用经验风险最小化(Empirical Risk Minimization, ERM)作为评价算法能力的准则(即以训练误差最小化作为优化的目标),这样使得训练误差达到最小的同时,并不能保证学习过程的泛化误差也最小,有时会发生“过学习”现象。而 Vapnik 提出的 SVM 采用的是结构风险最小化准则,其核心思想是在样本空间或特征空间中,以训练误差作为优化问题的约束条件,以置信范围值最小化作为优化问题的目标,构造出最优超平面,使得超平面与不同类样本集之间的距离最大,从而达到最大的泛化能力。它与神经网络等传统方法的优化目标明显不同,通俗地说就是通过对推广误差上界的最小化来达到最大的泛化能力。因此, SVM 的泛化能力要明显优于神经网络等传统学习方法。另外, SVM 作为一种通用的学习机,其求解过程最后转化成求解二次规划问题,所以从理论上可以获得唯一的全局最优解,很好地克服了神经网络等传统机器学习方法的局部最优缺陷。

可见 SVM 在考虑泛化能力的同时,致力于寻求小样本情况下学习问题最优解,而不需要利用样本数趋于无穷大时的渐进条件,具有非常好的推广能力,已经成为克服“过学习”等传统问题的有力手段。正是上述两大优点,使 SVM 成为统计学习理论用于解决实际问题的具体实现,得到了广泛的关注。

当前 SVM 在人脸图像检测与识别、语音识别、文本分类、非线性系统预测控制、多领域预测、时间序列预测、人类基因表示数据的分析、对象系统辨识等领域得到了广泛应用。这些研究结果表明,在大多数情况下使用 SVM 的建模效果能够优于传统学习方法,尤其对于小样本、非线性预报问题,其泛化能力具有明显优势。

从观测数据中学习归纳出系统运动的规律,并利用这些规律对未来数据或无法观测到的数据进行预报一直是智能研究领域的重点。支持向量回归作为支持向量机在回归、函数估计领域的推广,相比于以经验风险最小化原理为基础的算法,具有难以比拟的优越性。同时,它是一个凸二次优化问题,能够保证得到全局最优解,并且该算法通过核函数将样本数据从低维的非线性空间映射到高维的线性空间进行求解,巧妙地解决了在高维空间计算复杂的点积运算问题。由于支持向量回归具有算法简单、不存在局部最小和维

数灾难问题以及泛化能力强等优点,因此适合用于预报技术。

L. Vanajakshi 等人将多层感知器网络和支持向量回归机模型进行了对比,表明在数据集较小、数据质量不高的情况下支持向量回归机预报性能优于前者。M. A. Mohandes 等人分别将支持向量回归机应用于风速和生产企业产品需求时间序列的预报。支持向量回归机在金融市场、电力负荷、信号处理、环境监测、机械可靠性以及其他众多领域有很多预报的成功实例。由此可见,支持向量回归算法已经被许多学者用于预报问题。

但是,支持向量回归算法存在训练时间长、模型训练计算复杂度高以及更新计算量大等问题。而且,支持向量回归算法进行时间序列预测时受参数影响很大,所涉及的核函数类型、核函数参数及其他参数选择等问题,目前还没有统一的选用指导原则。

## 1.7 在线实时预报技术

近年来,关于预报的理论研究和应用取得了较大的发展和进步,许多方法已经成功应用到各个领域。但是,随着观测数据按照一定的速度在线更新数据特性,导致其所具备的非线性、大数据量等特点更加突显,计算机的存储容量逐渐增大,同时也对预报模型的动态更新能力、执行效率等提出了更高的要求。特别针对某些实时性高的预报问题,现有的大多数模型就会表现得无力适从。由此可见,上述提到的各种预报方法和模型普遍存在如下的问题:

(1) 多数模型采用离线建模方式,不具备实时更新数据和模型的能力;

(2) 多数算法更多地关注复杂的预报精度问题,缺乏对于有效预报时间关注和研究,忽略了本身的效率和实用性,致使很多算法和模型的复杂度过高;

(3) 以神经网络为代表的人工智能算法复杂度较高,其实现方式和预报性能与现实应用需求之间存在较大差距。

现有大多数预报模型具有动态更新困难、预报效率差、算法复杂度高等特点,难以满足实际应用中对于在线预报的执行效率以及算法复杂度的需求。而在线预报是一种在保证较好的预报精度和执行效率的前提下,预报模型随着数据的在线动态更新而同步动态更新的方法。目前,针对与实际应用联系紧密的在线预报方法的应用研究问题,已经取代传统的时间序列预报方法,成为预报领域的热点问题。

考虑实际预报问题对预报算法有效性和实时性的需求,许多学者展开了在线预报策略的研究。目前,在线预报的方法主要有 6 种模式:

(1) 重新建模法。随着数据的在线更新,应用传统的 AR、ARMA 等模型重新建立模型,这种方法计算量较大、实时性差,不适合进行在线预报。

(2) 滑动或滚动时间窗法。确定恰当的时间窗口长度,采用时间窗滑动或滚动的方式,实现样本数据和预报模型的在线更新。它是目前使用较多的一类在线方法。

(3) 局部建模方法。这种建模方法首先对在线得到的数据进行预处理,选取局部子序列进行建模,从而减小预报样本规模,降低建模难度。但是,严格意义上来说这种方法不具备在线更新而动态更新的能力,不能算作是在线方法。

(4) 动态神经网络建模方法。随着具有良好学习能力和非线性映射能力的神经网络的发展,一些基于动态神经网络的在线预报模型随之建立。Catherine Vairappan 等人采用

自反馈连接方式的自适应模糊神经网络模型,克服了反馈型神经网络只能处理静态问题的缺点,并基于该模型建立了在线预报模型,可实现自适应预报。JWC Van Lint 等人针对非线性非高斯时间序列,提出观测噪声服从隐马尔可夫模型的 RBF 神经网络预报模型,并采用序列蒙特卡罗方法实现基于预报模型的在线时间序列预报。这类方法由于在新数据到来时,本质上采用的还是重新建模的方式,而且重新建模导致本来就很高的算法复杂度不断叠加,因此并不适合在线更新较快的预报问题。

(5) 卡尔曼滤波器在线预报方法。卡尔曼滤波理论作为一种最重要的最优估计理论被广泛应用于各种领域。卡尔曼滤波器是最优线性滤波器,所谓最优是指已知动态系统的线性数学模型而言的,因此卡尔曼滤波器使用的前提是已知系统的模型。当有些先验知识不准确、统计特性不清楚时,预报效果不好,并且对于长时间预报效果不佳。由于最初提出的卡尔曼滤波应用条件较高,仅适用于线性系统,噪声需是白色噪声,并且要求测量必须是线性的,而实际系统往往难以满足这些要求,在此情况下,学者们提出了扩展卡尔曼滤波(Extended Kalman Filter, EKF)、无迹卡尔曼滤波(Unscented Kalman Filter)等。Yu Yonghong 等人采用卡尔曼增益矩阵计算数据流的最大似然估计,对随机间隔数据流进行在线预报。Xuedong Wu 等人将无导数卡尔曼滤波用于混沌时间序列预报。还有一些学者将卡尔曼滤波理论与相空间重构理论结合建立了相空间中的卡尔曼滤波在线预报模型,实现在线预报。

(6) 增量训练在线支持向量机回归算法。随着统计学习理论的发展,支持向量机算法已经成为继神经网络研究之后机器学习方法的研究热点,在许多领域得到广泛的应用。但是,在支持向量机用于回归方面,由于其算法训练时间长、模型更新计算量大,因此不适用于对在线问题的处理。考虑实际应用的需要,研究者们陆续提出了许多在线支持向量机回归算法。这些算法针对特性变化复杂的非线性在线时间序列数据可以进行在线学习和模型更新,更适合于解决实时性要求很高的预报问题。目前,在众多的在线预报方法中,基于增量学习的在线支持向量机回归算法是在各领域应用最多,也最广泛的预报模型。该算法的主要思想如下:对于在线回归过程,当新的在线样本到来时,将其加入到训练样本集中,完成回归数据集的样本更新。之后采用迭代计算或者优化的方式动态更新上一步的支持向量机回归模型,使得支持向量机回归模型仍然满足最优化问题的 KKT (Karush - Kuhn - Tuncker) 条件。对于更新的数据,这是一种通过增量计算来实现模型随样本在线更新而动态更新的方式,它替代了传统上计算复杂度高且十分耗时的通过重新训练而得到支持向量机回归更新模型的方式。由此可见,在线支持向量机回归算法在在线预报方面具有良好的应用潜力和发展前景。但是这种方法在进行在线训练、更新模型时,所有的样本数据都参与增量计算和迭代优化,且涉及大规模矩阵的求逆,这无疑增加了额外的计算复杂度。

综上所述,以上 6 种在线预报方法虽然在不同程度上实现了模型的动态更新,改善了部分离线模型进行在线预报时预报效率差、算法复杂度高的缺点,但是仍然存在着如下问题:

(1) 对于更新的数据,很多在线预报方法没有设计模型的改进与优化,而是从对在线数据的预处理这个角度来实现对动态特征的把握。

(2) 严格意义上来说,对于逐渐到来的新的数据,很多在线预报方法采用快速离线建