

◆ 黑龙江省优秀学术著作出版资助项目



# 智能预测方法 及其在能源领域的应用



李明伟 洪维强 耿敬 耿贺松 著



 哈尔滨工程大学出版社  
Harbin Engineering University Press

选题策划 张淑娜  
责任编辑 张志雯 丁月华  
封面设计 刘长友

## 智能预测方法及其在能源领域的应用

ZHINENG YUCE FANGFA JI QI ZAI NENGYUAN LINGYU DE YINGYONG



上架建议：能源预测

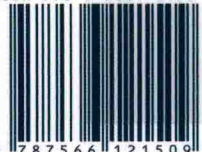


微书店



微信公众号

ISBN 978-7-5661-2150-9



9 787566 121509 >

定价：45.00元

黑龙江省优秀学术著作出版资助项目

# 智能预测方法及其在 能源领域的应用

李明伟 洪维强 耿敬 耿贺松 著

 哈尔滨工程大学出版社  
Harbin Engineering University Press

此为试读, 需要完整PDF请访问: [www.ertongbook.com](http://www.ertongbook.com)

## 内 容 简 介

本书在总结能源预测领域研究成果基础上,首先介绍了过去几十年中应用于电负荷预测的不同技术,其中包括 ARIMA、SARIMA、HW、SHW、GRNN、BPNN、SVR 模型,混沌云理论及周期性/季节性机制等;然后阐述了经典预测模型及其在能源预测领域的应用情况;最后从基于进化算法的 SVR 参数确定方法、基于改进优化算法的 SVR 参数确定方法及计入周期/季节机制的进化 SVR 预测模型三个方面,系统论述了将 SVR、进化算法、云理论、周期/季节机制融合应用于能源预报的建模方法及改进效果。

本书可供预测方法、数理统计及能源预测的研究人员阅读,也可供大专院校数学、计算机、能源开发等专业教师、研究生、高年级学生参考。

## 图书在版编目(CIP)数据

智能预测方法及其在能源领域的应用/李明伟等著. —  
哈尔滨:哈尔滨工程大学出版社,2019.3  
ISBN 978-7-5661-2150-9

I. ①智… II. ①李… III. ①算法分析-应用-能源-  
预测-研究 IV. ①TK01

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 044225 号

选题策划 张淑娜  
责任编辑 张志雯 丁月华  
封面设计 刘长友

---

出版发行 哈尔滨工程大学出版社  
社 址 哈尔滨市南岗区南通大街 145 号  
邮政编码 150001  
发行电话 0451-82519328  
传 真 0451-82519699  
经 销 新华书店  
印 刷 哈尔滨市石桥印务有限公司  
开 本 787 mm × 1 092 mm 1/16  
印 张 10  
字 数 256 千字  
版 次 2019 年 3 月第 1 版  
印 次 2019 年 3 月第 1 次印刷  
定 价 45.00 元

<http://www.hrbeupress.com>

E-mail:heupress@hrbeu.edu.cn

---

# 前 言

随着我国经济的蓬勃发展,工业、商业和居民生活用电需求也显著增加。确保电能为所有用电者使用(即满足用户需求),将成为电力能源行业的一个重要的挑战。电能的可用性和可靠性成为制定能源政策时需关心的首要问题,准确的电力负荷预测可为能源管理机构提供重要决策支撑。

随着电力企业私有化和电力行业放松管制,对未来电力需求进行预测和预测的准确性已受到越来越多的关注,特别是在地区和国家系统上的用电负荷规划、能源支出、成本经济和安全运营领域。从电力负荷依赖性的角度考虑,供电商面临着日益激烈的市场竞争,必须更加关注供电质量,包括机组组合、水火协调、短期维护、交换和交易评价、电流网络调度优化和安全策略等。电力负荷预测的不准确会大大增加经营成本。因此,对未来电力负荷的过量估计会导致不必要的热机备转容量;相反,电力负荷估计不足会导致无法提供足够的储备,这意味着在用电高峰时段的电价过高。然而,预测电力负荷是复杂的,需考虑各种影响因素,如气候因素、社会因素和季节因素等。气候因素主要包括温度和湿度;社会因素指人类社会活动,包括工作、教学活动和影响电力负荷的娱乐活动等;季节因素包括季节性气候变化和年复一年的负荷增长。

本书作者在总结多年来课题组在能源预报领域研究成果的基础上,介绍了过去几十年中应用于电力负荷预测的不同技术,其中包括差分整合移动平均自回归模型(ARIMA 模型)、季节性差分整合移动平均自回归模型(SARIMA 模型)、霍尔特温特斯线性指数平滑模型(HW 模型)、季节性霍尔特温特斯线性指数平滑模型(SHW 模型)、广义回归神经网络模型(GRNN 模型)、反向传播神经网络模型(BPNN 模型)、支持向量回归机模型(SVR 模型)和混沌云理论及周期性/季节性机制等。本书共包含 5 章:

第 1 章主要介绍了传统预测方法、人工智能方法和 SVR 模型在能源预测领域的应用及提高 SVR 模型预测精度的主要途径等,以帮助读者了解电力负荷预测涉及的重要问题、发展趋势和不足。

第 2 章首先介绍了目前应用于能源预测领域的几类经典预测模型;然后阐述了 SVR 模型及其在预测过程中参数确定对预测性能的影响;最后为了论述后续改进模型对预测精度的提升,给出了预测实例,并根据目前应用情况选取了包括 ARIMA 模型、SARIMA 模型、HW 模型、SHW 模型、GRNN 模型、BPNN 模型和 SVR 模型等 7 个有代表性的模型作为对比模型。

第 3 章针对参数的选取在很大程度上决定着 SVR 模型的预测精度这一情况,将进化算法用于对参数的智能搜索,介绍了遗传算法(GA)、模拟退火算法(SA)、与 SA 混合的 GA(GA-SA)、粒子群优化算法(PSO)、蚁群优化算法(ACO)、人工蜂群算法(ABC)和免疫算法(IA)等具有代表性的进化算法在 SVR 模型中的应用情况。

第 4 章介绍了将经典的进化算法应用于 SVR 模型参数优选过程中,普遍缺乏知识记忆

或存储机制,从而导致在寻找合适的参数时既费时又低效,最终早熟收敛(陷入局部最优)。本章首先介绍了混沌理论,然后将混沌理论引入进化算法,论述了融合混沌理论和经典进化算法的混合优化算法在 SVR 模型参数优选中的应用。

第 5 章为了进一步提高预测精度,继续尝试将周期机制或季节性机制融入 SVR 预测模型中,建立混合预测模型,并对混合预测模型的预测精度进行了论述。

本书融理论性与实践性于一体,内容丰富、论证严谨、图文并茂、实用性强,对于学习、了解、掌握能源预测理论和方法具有很好的参考价值。本书可供预测方法、数理统计及能源预测的研究人员阅读,也可供大专院校数学、计算机、能源开发等专业教师、研究生、高年级学生参考。

本书由李明伟、洪维强、耿敬、耿贺松著。在成书过程中李琛、张洋、韩宇、薛蓉、张泰、周家春、陈博文、张国文、刘永超、张娜、徐前、朱睿等同志在项目实例组织、资料整理、程序代码调试方面做了大量的工作,在此表示感谢。

本书研究成果得到了国家自然科学基金(51509056)、江苏特聘教授计划、黑龙江省自然科学基金面上项目(E2017028)、交通运输部信息化科技项目(2014364554050)、黑龙江省水利厅科技项目(SLKYG2015-923)、中国博士后科学基金特别资助项目(2016T90271)、大连理工大学海岸和近海工程国家重点实验室开放基金项目(LP1610)以及多个工程应用项目的资助,在此一并表示感谢。

由于作者水平有限,书中错误和疏漏之处在所难免,恳请各位专家、同行不吝赐教,也诚请广大读者提出宝贵意见。

著 者  
2018 年 5 月

# 目 录

第 1 章 概述 .....	1
1.1 传统预测方法在能源预测领域的应用 .....	1
1.2 人工智能方法在能源预测领域的应用 .....	2
1.3 SVR 模型在能源预测领域的应用 .....	3
1.4 提高 SVR 模型预测精度的主要途径 .....	4
参考文献 .....	7
第 2 章 预测模型及其在能源领域的应用 .....	14
2.1 几类经典预测模型 .....	14
2.2 支持向量机回归模型 .....	20
2.3 实例数据集和预测对比统计检验 .....	27
2.4 对比模型建模及预测结果 .....	29
参考文献 .....	32
第 3 章 基于进化算法的 SVR 参数确定方法 .....	35
3.1 基于 GA 的 SVR 参数确定 .....	35
3.2 基于 SA 的 SVR 参数确定 .....	40
3.3 基于 GA-SA 的 SVR 参数确定 .....	45
3.4 基于 PSO 的参数确定 .....	50
3.5 基于 CACO 的参数确定 .....	55
3.6 基于 ARC 的参数确定 .....	61
3.7 基于 IA 的参数确定 .....	67
参考文献 .....	71
第 4 章 基于改进优化算法的 SVR 参数确定方法 .....	74
4.1 混沌序列和云模型简介 .....	75
4.2 CGA 及其在参数确定中的应用 .....	78
4.3 CSA 及其在参数确定中的应用 .....	83
4.4 CCSA 及其在参数确定中的应用 .....	88
4.5 CGASA 及其在参数确定中的应用 .....	94
4.6 CPSO 及其在参数确定中的应用 .....	99
4.7 CAS 及其在参数确定中的应用 .....	105
4.8 CABC 及其在参数确定中的应用 .....	111
4.9 CIA 及其在参数确定中的应用 .....	115
参考文献 .....	120

第 5 章 计入周期/季节机制的进化 SVR 预测模型 .....	124
5.1 组合机制 .....	124
5.2 ARIMA 模型和 HW 模型.....	127
5.3 融合周期性/季节性机制改进进化 SVR 模型 .....	130
参考文献 .....	154

# 第 1 章 概 述

## 1.1 传统预测方法在能源预测领域的应用

在过去的几十年里,人们对提高电力负荷预测准确性的方法进行了广泛的研究。其中一种方法是不考虑天气因素,使用历史负荷数据推断未来的电力负荷。这种方法采用的是差分整合移动平均自回归模型(ARIMA 模型),它的理论基础是单变量时间序列。W. R. Christianse 和 J. H. Park 等用傅里叶级数变换设计电力负荷预测指数平滑模型。许多研究人员在负荷预测模型中考虑了季节性、温度和星期等相关因素的影响,G. A. N Mbamalu 等考虑了负荷预测中的季节性因素,建立了多元自回归(AR)模型。分析结果表明,该模型的预测精度优于单变量 AR 模型。A. P. Douglas 等考虑温度对预测模型的影响,将贝叶斯估计与动态线性模型相结合进行负荷预测。试验结果表明,该模型适用于不完全天气信息下的负荷预测。R. Sadownik 等提出了动态非线性模型的负荷预测。这些方法的主要缺点是,随着变量数目增加,需要消耗更多的计算时间。A. Azadeh 等利用模糊系统设计了一个理想的规则库,确定了何种类型的自回归滑动平均模型(ARMA 模型)可被选用。预测结果表明,综合方法胜过了那些新的智能计算模型。B. Wang 等提出的混合最大自回归滑动平均模型(ARMAX 模型)与粒子群优化算法模型,有效解决了由外部变量引起的陷入局部最优解问题(如天气条件),模型预测结果也表明,该方法具有优越的预测精度。

为满足负荷预测的精度,将为降低实际负荷与预测负荷之间的差异(随机误差)而开发的状态空间和卡尔曼滤波技术,用于负荷预测模型。该方法将载荷的周期分量引入随机过程。这就要求历史数据超过 3 ~ 10 年,以构建周期性负荷变化来估计电力系统的因变量(温度或载荷)。I. Moghram 等基于这一技术提出了一种预测模型,并验证了所提出的模型优于其他 4 种预测方法(多元线性回归、时间序列、指数平滑法和以知识为基础的方法)。同样,J. H. Park 等提出了一种基于状态空间和卡尔曼滤波技术的负荷预测模型,也证明了该模型优于其他方法。2006 年,H. M. Al - Hamadi 等采用基于模糊规则的逻辑,利用天气数据的当前值和近期负荷与天气数据历史的移动窗口,递归估计每小时负荷的最优模糊参数。N. Amjady 提出了用预测混合模型辅助状态估计器(FASE)和多层感知器(MLP)神经网络进行电力系统短期负荷预测,该混合模型已在实际电力系统中进行测试,结果表明该混合模型较其他模型(如 MLP 模型、FASE 模型、周期自回归模型(PAR 模型))具有更好的预测精度。

回归模型是另一种流行的电力负荷预测模型,它建立了电力负荷与自变量之间的因果关系。最流行的模型是由 C. E. Asbury 提出的线性回归模型,考虑用“天气”变量来解释电力负荷。同时,A. D. Papalexopoulos 等将“假日”和“温度”因素添加到设计的模型中,该模

型采用加权最小二乘法得到考虑异方差性的鲁棒参数估计。此外, S. A. Soliman 等提出了一种用于负荷预测的多元线性回归模型, 其中包括温度、风冷和湿度因素。实证结果表明, 该模型优于混合模型和调和模型。同样, S. Mirasgedis 等还将气象变量用于预测希腊的电力需求。Z. Mohamed 等利用经济和地理变量(如国内生产总值(GDP)、电价和人口)预测新西兰的电力消费。在这些模型中, 因变量通常有天气不敏感和天气敏感之分。然而, 这些模型都是基于线性假设的, 即由于变量之间的非线性关系, 导致独立变量不能被很好地模拟。因此, 2007 年 G. J. Tsekouras 等引入非线性多变量回归方法预测年负荷, 将相关分析与加权因子相结合, 选择合适的输入变量。D. Asber 等利用 Kernel 回归模型, 为加拿大魁北克水电站配电网建立了过去、当前和未来温度之间的关系, 并使用温度负荷预测系统负荷。

## 1.2 人工智能方法在能源预测领域的应用

近年来, 许多研究人员试图利用人工智能技术来提高电力负荷预测模型的准确性。基于知识的专家系统(KBES)和人工神经网络(ANN)是其中较流行的代表。S. Rahman 等提出了一个 KBES 模型用于电力负荷预测。他们根据接收到的信息建立新的规则, 包括每日气温、日类型和历史负荷等。这种方法的特点是以规则为基础, 从接收到的信息中探索新规则。换句话说, 这种方法源于训练规则, 即将信息转化为数学方程, 预测能力由存在性假设训练得出, 显著提高了预测精度。近年来, 负荷预测中模糊推理系统和模糊理论的应用也受到广泛关注, L. C. Ying 等介绍了自适应网络模糊推理系统(ANFIS), 通过寻找输入与输出数据的映射关系来确定隶属函数的最优分布, 以预测区域负荷。P. F. Pai 等使用模糊方法提高了负荷预测的精度。

同时, 很多研究人员也尝试将人工神经网络应用于提高负荷预测精度水平。1975 年, T. S. Dillon 等在短期负荷预测的应用中, 使用自适应模式识别和自组织技术。1991 年, T. S. Dillon 等提出了一种三层前馈自适应神经网络预测短期负荷。他们提出的模型由反向传播神经网络进行训练。该模型应用于电力系统的真实预报中, 与其他模型相比得到了更好的结果。与此同时, D. C. Park 等提出了一个三层反向传播神经网络, 并将其应用于日负荷预测问题。该神经网络输入包括 3 个温度指标: 平均、峰值和最低负荷。输出是峰值负载。提出的模型在预测精度指数和平均绝对误差(MAPE)上较回归模型和时间序列模型更优。此外, K. L. Ho 等开发了一种预测我国台湾电力负荷的自适应学习算法。数值计算结果表明, 该算法收敛速度比传统的反向传播学习算法快。B. Novak 采用径向基函数(RBF)神经网络预测电力负荷。分析结果表明, RBF 神经网络比反向传播神经网络计算速度至少快 11 倍, 更可靠。G. A. Darbellay 等应用人工神经网络预测捷克的电力负荷。试验结果表明, 提出的神经网络模型在归一化平均平方误差上优于 ARIMA 模型。R. E. Abdel - Aal 提出了一个溯因网络, 并在 5 年周期中进行提前 1 h 负荷预测。该模型基于平均绝对百分误差的测量, 取得了很好的结果。C. C. Hsu 等利用反向传播神经网络预测我国台湾地区电力负荷。试验结果表明, 人工神经网络方法优于回归模型。2006 年, N. Kandil 等将人工神经网络用于短期负荷预测, 利用加拿大魁北克水电数据库中的真实负荷和天气数据, 将 3 种类型的变量引入神经网络。他们提出的模型演示了神经网络在负荷预测方面的能力。在此应用中只有温度被引入, 结果表明其他变量(如天空状况(云量)和风速)没有较大的影响, 在负荷

预测中可不予考虑。统计方法或其他智能方法的混合神经网络模型的应用也备受关注,如贝叶斯推理的混合、自组织映射、小波变换、粒子群优化算法(PSO)和动力机制等。

### 1.3 SVR 模型在能源预测领域的应用

V. Vapnik 提出的支持向量机(SVM)有效克服了 ANN 的缺点。与大部分传统神经网络模型采用经验风险最小化原则来减少训练误差不同,SVM 利用经典的结构风险最小化原则来最小化泛化误差的上界。SVM 可以从理论上保证达到全局最优,而不是像 ANN 模型那样捕获局部最优。因此,求解原始低维输入空间中的非线性问题可以等价于求解线性约束二次规划问题,并在高维特征空间中找到其线性解。最初,SVM 在模式识别、生物信息学以及其他人工智能相关应用领域得到了广泛的应用。此外,通过引入 V. Vapnik 的  $\varepsilon$ -不灵敏损失函数,SVM 已被推广到求解非线性回归估计问题,这就是所谓的支持向量回归机(SVR)。

SVR 已成功地用来解决许多领域的预测问题,如金融时间序列预测、机械工业产值预测、软件可靠性预测、大气科学预测、旅游预测等。同时,SVR 模型也已经成功地应用于电力负荷预测。L. Cao 利用 SVM 进行时间序列预测。广义 SVM 在模拟包含两阶的神经网络结构方面更有优势。L. Cao 等提出了一种动态 SVM 模型来处理非静止时间序列问题。试验结果表明,在非静止时间序列预测中动态 SVM 模型优于标准 SVM。同时,F. E. H. Tay 等提出 Cascending SVM 以进行非静态金融时间序列建模。试验结果表明,采用实际有序样本数据的 Cascending SVM 较标准的 SVM 具有持续的更优表现。F. E. H. Tay 等利用 SVM 预测金融时间序列。数值结果表明,在金融时间序列预测中,SVM 优于多层反向传播神经网络。P. F. Pai 等在台风袭击我国台湾期间应用 SVR 预测降水。结果表明,SVR 优于其他预测模型,如霍尔特温特斯线性指数平滑模型(HW 模型)、季节性霍尔特温特斯线性指数平滑模型(SHW 模型)和递归神经网络模型(RNN 模型)。W. C. Hong 等应用 SVM 预测发动机可靠性。试验结果表明,SVM 优于 Duane 模型、ARIMA 模型和广义回归神经网络模型(GRNN 模型)。对于电力负荷预测,B. J. Chen 等是引入 SVM 模型的先驱者,他们的试验是欧洲智能技术网络在 2001 年组织的针对中期负荷预测的获奖项目(预测未来 31 d 的日最大负荷)。该研究详细讨论了如何将 SVM 成功应用于负荷预测。在我国台湾地区长期电力负荷预测中,F. P. Pai 等采用 Jordan 回归神经网络的概念构建了回归 SVR 模型。此外,他们用遗传算法(GA)来确定混沌支持向量机模型(RSVMG 模型)的近似最优参数。他们的结论是,RSVMG 模型优于其他模型。同样,F. P. Pai 等也提出了用 SVR 和模拟退火算法(SA)的混合模型来长期预测我国台湾的电力负荷。其中,SA 用来选择模拟退火支持向量机模型(SVMSA 模型)的近似最优参数。总而言之,他们的研究表明在 MAPE、MAD 和标准均方根误差(NRMSE)上,SVMSA 优于 ARIMA 模型和 GRNN 模型。

实证结果表明,SVR 模型中的 3 个参数  $C$ (平衡训练误差和权重)、 $\varepsilon$ (不敏感损失函数的宽度)和  $\sigma$ (高斯核函数的参数)对预测精度有显著影响。尽管文献中的许多出版物对 SVR 参数的适当设置给出了一些建议,但是这些方法并没有同时考虑 3 个参数之间的交互

作用,尚未形成参数确定的统一方法。采用优化求解过程以获得合适的参数组合是可行的,例如最小化描述上述结构风险的目标函数。进化算法,如 GA、SA、免疫算法(IA)、PSO 与禁忌搜索,是可以用来确定合适的参数值的候选方法。然而,进化算法几乎没有知识记忆或存储功能,这将导致在寻找合适的参数时费时低效(即过早收敛或陷入局部最优)。因此,有必要考虑一些可行的方法,如融合或结合其他先进的技术,来克服早熟收敛问题。

## 1.4 提高 SVR 模型预测精度的主要途径

如前所述,进化算法几乎都有其理论的缺陷,如缺乏知识的记忆和存储功能,需耗费大量的时间训练,以及陷入局部最优。因此,用一些新的搜索技术来调整其内部参数(如突变速度、交叉速度、退火温度等)以克服此类进化算法固有的缺点是可行的。

### 1.4.1 融合混合进化算法

在 GA 中,新的个体按照如下方式产生——选择、交叉、变异。对于所有类型的目标函数,每代都是从参数集的二进制编码开始的。基于这种特殊的二进制编码过程,GA 能够解决一些传统算法难以解决的问题。GA 可以从总体中生成一些最佳拟合的后代,在几代之后,由于种群的多样性,它可能导致过早收敛。SA 是一种模拟材料物理加工过程中加热和制冷的研究技术,此方法中的每步都尝试以随机变化替换当前状态。新状态被接受的概率取决于相应函数值和全局参数(温度)之间的差异。因此,SA 具有可以得到更理想解决方案的能力。然而,SA 在退火过程中有很高的时间成本。为了提高早熟收敛抗性和获得更合适的目标函数值,有必要从 GA 和 SA 中找到克服这些缺陷的有效途径。与 SA 混合的 GA 算法(GA-SA)是一个创新试验,它利用 SA 达到更优解,利用 GA 的变异过程优化搜索过程。GA-SA 目前已应用于系统设计、网络优化、连续时间生产计划和电力分区问题等领域。此外,由于进化过程容易实现和跳出局部最优解的特殊机制,混沌机制和混沌搜索算法受到广泛关注。混沌序列变量的使用可以有效扩大搜索空间,让变量周期性遍历搜索空间,提高搜索效率。

### 1.4.2 融合混沌云理论的混合进化算法

为了得到更满意的搜索性能,上述进化算法仍然存在一些不足之处有待改进。对于退火炉,基于退火算法的进化过程,需要在退火过程中进行精细、巧妙的调整,如退火过程中温度分度的大小。特别是每个状态的温度都是离散的、不可变的,这不符合实际物理退火过程中温度连续降低的要求。此外,SA 在高温下容易接受劣化解,很难摆脱低温下局部极小陷阱。为了克服 SA 的这些缺点,我们应用了云理论。云理论是将文字的定性描述与数据的定量展示之间相互转化的方法。它被成功地应用于智能控制、数据挖掘、空间分析、智能算法的改进中。基于 SA 的进化程序,需要对 SA 进行巧妙的调整,如退火中温度分度的大小、温度范围、重新开始和重置搜索方向的数量。退火过程就像是一个模糊系统,其中的分子随着温度的降低从大范围向小范围随机移动。此外,由于采用了蒙特卡洛方案,并且

缺乏知识的记忆功能,需耗费大量的时间也是另一个难以回避的问题。笔者试图采用混沌模拟退火算法(CSA)来克服这些缺点。其中,瞬时混沌方案在觅食和自组织过程中产生,然后随着温度的自主下降逐渐消失,伴随着相继分岔收敛达到稳定平衡点。因此,CSA显著改善了蒙特卡洛方案的随机性,控制了收敛过程的分支结构而不是随机的“热”波动,最终形成了获得全局最优解的高效搜索。然而,每个状态的温度都是离散的,不可改变的,这不符合实际物理退火过程中温度连续降低的要求。一些温度退火函数在一般情况下是指数的,温度逐渐在每个退火工序以一个固定值下降,相邻阶段之间的温度变化过程是不连续的。这种现象也出现在使用其他类型的温度更新函数时(如算术、几何或对数函数)。在云理论中,通过引入Y条件常规云发生器到温度的生成过程,可以像“云”一样随机产生一组分布在给定值附近的新值,使每一步的固定温度点变成一个变温区,退火过程中每一步生成的温度都是随机选择的,整个退火过程中的温度变化过程基本是连续的,更符合实际物理退火过程。因此,基于混沌序列和云理论,混沌云模型退火算法(CCSA)可用来取代传统的SA随机“热波动”控制,以提高CSA中连续物理温度退火过程。云理论可以实现词的定性概念与数值表示之间的转换,能够有效避免上述问题。

### 1.4.3 引入周期性/季节性机制的组合预测模型

除了基于改进进化算法优化模型参数外,将其他模型或者机制与SVR模型进行集成也是非常值得研究的。所谓的集成是把一些前面的过程模型集成到后者,例如混合A和B意味着A的过程有些是由A控制的,有些是由B控制的。另外,所谓的组合模型前者是输出,后者是输入。因此,组合模型的结果将优于单一模型,组合模型用来进一步从数据获取更多的信息。例如,基于RNN的概念,每一个单位都可作为网络的输出,并且在训练的过程中提供调整的信息作为输入,反复性学习机制框架组合成原来的分析模型。对于前馈神经网络,可以在神经网络层内建立连接。这些类型的网络称为RNN,其被广泛应用于时间序列的预测。M. I. Jordan提出了一种用于控制机器人的RNN模型(图1-1)。J. L. Elman开发了一个RNN模型(图1-2)来解决语言问题。R. Williams等提出了一个RNN模型(图1-3)求解非线性自适应滤波、模式识别问题。这3种模型都是由具有隐含层的MLP组成的。M. I. Jordan网络具有一个连接过去值输出层与一个额外的输入层的反馈回路,即“背景层”;然后,从文本层输出的值被反馈回隐藏层。J. L. Elman网络有一个从隐藏层到背景层的反馈循环。R. Williams等的网络的隐藏层节点是完全相互连接的。前两个网络都包含了来自输出层或隐藏层的附加信息源,因此这些模型主要利用过去的信息来获取详细信息。后一个网络可从隐藏层获得更多的信息,因此可从隐藏层带回更多的信息到建立的模型中,所以该网络在模型被执行时是非常敏感的。另外,对另一类组合模型,一些数据系列受到每小时、每天、每周、每月或每季的循环性或季节性经济活动的影响,如一个工作日内的每小时高峰,一个商业周内的每周高峰,一个需求计划年内的月高峰。为了更好地处理周期/季节趋势数据序列,在负荷预报过程中,季节性机制也得到了一定的关注。

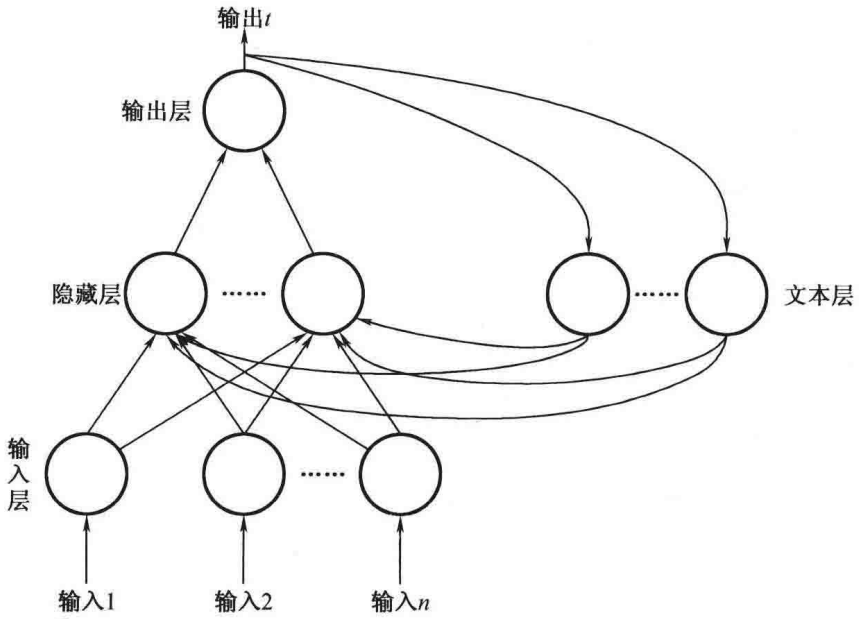


图 1-1 根据 M. I. Jordan 的定义创建的网络图

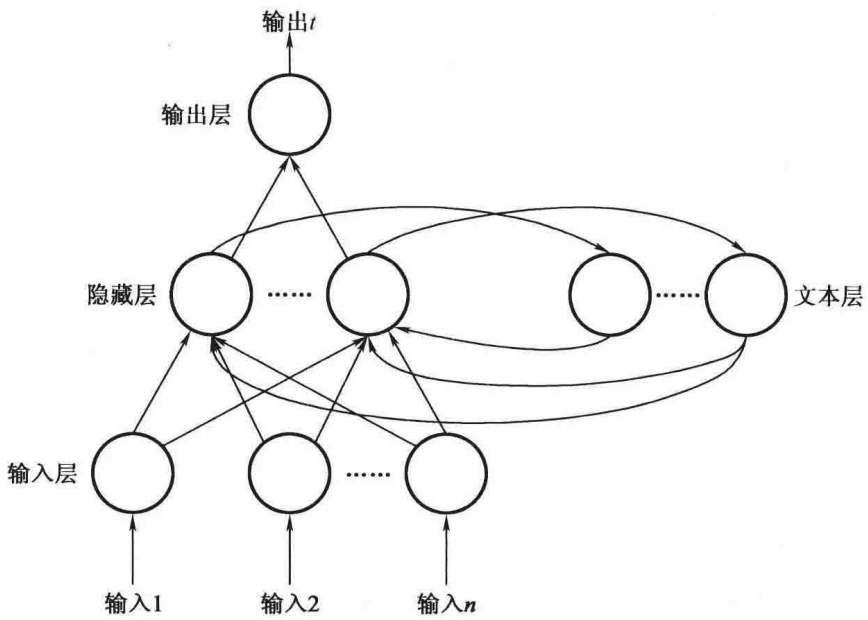


图 1-2 根据 J. L. Elman 的定义创建的网络图

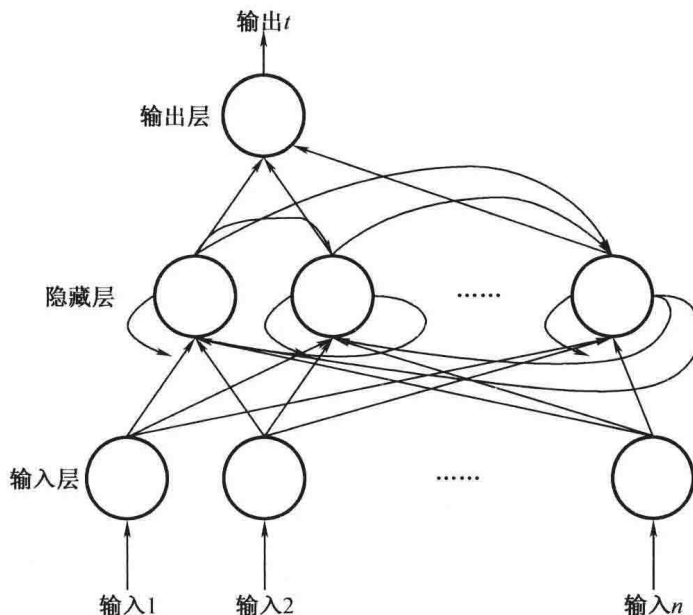


图 1-3 根据 R. Williams 等的定义创建的网络图

## 参 考 文 献

- [1] GROSS G, GALIANA F D. Short-term load forecasting[J]. Proc IEEE, 1987, 75 (12): 1558 - 1573.
- [2] RANAWEERA D K, KARADY G G, FARMER R G. Economic impact analysis of load forecasting[J]. IEEE Trans Power Syst, 1997, 12(3): 1388 - 1392.
- [3] DOUGLAS A P, BREIPOHL A M, LEE F N, et al. Risk due to load forecast uncertainty in short term power system planning[J]. IEEE Trans Power Syst, 1998, 13(4): 1493 - 1499.
- [4] BUNN D H, FARMER E D. Comparative models for electrical load forecasting [J]. International Journal of Forecasting, 1986, 2(2): 131 - 256.
- [5] BUNN D W. Forecasting loads and prices in competitive power markets[J]. Proc IEEE, 2000, 88(2): 163 - 169.
- [6] AMJADY N, KEYNIA F. Short - term load forecasting of power systems by combination of wavelet transform and neuro - evolutionary algorithm[J]. Energy, 2009, 34(1): 46 - 57.
- [7] BARTHOLOMEW D, BOX G E P, JENKINS G M. Time series analysis: forecasting and control[J]. Journal of the Operational Research Society, 1971, 22(2): 199 - 201.
- [8] SAAB S, BADR E, NASR G. Univariate modeling and forecasting of energy consumption: the case of electricity in Lebanon[J]. Energy, 2014, 26(1): 1 - 14.
- [9] CHEN J F, WANG W M, HUANG C M. Analysis of an adaptive time - series autoregressive moving - average (ARMA) model for short - term load forecasting[J]. Electric Power Systems Research, 1995, 34(3): 187 - 196.
- [10] WANG H, SCHULZ N N. Using AMR data for load estimation for distribution system

- analysis[J]. *Electric Power Systems Research*, 2006, 76(5):336 – 342.
- [11] PARK J H, PARK Y M, LEE K Y. Composite modeling for adaptive short – term load forecasting[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1991, 6(2):450 – 457.
- [12] ABDELAAL R E, ALGARNI A Z. Forecasting monthly electric energy consumption in eastern Saudi Arabia using univariate time – series analysis[J]. *Energy*, 2014, 22(22): 1059 – 1069.
- [13] CHAVEZ S G, BERNAT J X, COALLA H L. Forecasting of energy production and consumption in Asturias (Northern Spain)[J]. *Energy*, 1999, 24(3):183 – 198.
- [14] CHRISTIAANSE W R. Short – term load forecasting using general exponential smoothing[J]. *Power Apparatus & Systems IEEE Transactions on*, 1971, PAS –90(2):900 – 911.
- [15] MBAMALU G A N, EL – HAWARY M E. Load forecasting via suboptimal seasonal autoregressive models and iteratively reweighted least squares estimation [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1993, 8(1):343 – 348.
- [16] DOUGLAS A P, BREIPOHL A M, LEE F N, et al. The impacts of temperature forecast uncertainty on Bayesian load forecasting [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 1998, 13(4):1507 – 1513.
- [17] SADOWNIK R, BARBOSA E P. Short – term forecasting of industrial electricity consumption in Brazil[J]. *Journal of Forecasting*, 1999, 18(3):215 – 224.
- [18] AZADEH A, SABERI M, GHADERI S F, et al. Improved estimation of electricity demand function by integration of fuzzy system and data mining approach [J]. *Energy Conversion and Management*, 2008, 49(8):2165 – 2177.
- [19] WANG B, TAI N L, ZHAI H Q, et al. A new ARMAX model based on evolutionary algorithm and particle swarm optimization for short – term load forecasting [J]. *Electric Power Systems Research*, 2008, 78(10):1679 – 1685.
- [20] BROWN R G. *Introduction to random signal analysis and Kalman filtering*[M]. New York: John Wiley, 1983.
- [21] GELB A. *Applied optimal estimation*[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1974, 64(4): 574 – 575.
- [22] TRUDNOWSKI D J, MCREYNOLDS W L, JOHNSON J M. Real – time very short – term load prediction for power system automatic generation control[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2001, 9(2):254 – 260.
- [23] MOGHRAM I, RAHMAN S. Analysis and evaluation of five short – term load forecasting techniques[J]. *IEEE Trans Power Sys*, 1989, 4(4):1484 – 1491.
- [24] AL – HAMADI H M, SOLIMAN S A. Fuzzy short – term electric load forecasting using Kalman filter[J]. *IEE Proceedings – Generation, Transmission and Distribution*, 2006, 153(2):217 – 227.
- [25] AMJADY N. Short – term bus load forecasting of power systems by a new hybrid method [J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2007, 22(1):333 – 341.
- [26] ASBURY C E. Weather load model for electric demand energy forecasting[J]. *Power Apparatus & Systems IEEE Transactions on*, 1975, 94(4):1111 – 1116.

- [27] PAPAEXOPOULOS A D. A regression – based approach to short – term load forecasting [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1990, 5(4):1535 – 1547.
- [28] ELMAN J L. Finding structure in time[J]. Cognitive Science, 1990, 14(2):179 – 211.
- [29] MIRASGEDIS S, SARAFIDIS Y, GEORGOPOULOU E, et al. Models for mid – term electricity demand forecasting incorporating weather influences [J]. Energy, 2006, 31(2):208 – 227.
- [30] MOHAMED Z, BODGER P. Forecasting electricity consumption in New Zealand using economic and demographic variables[J]. Energy, 2005, 30(10):1833 – 1843.
- [31] HYDE O, HODNETT P F. An adaptable automated procedure for short – term electricity load forecasting[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2002, 12(1):84 – 94.
- [32] TSEKOURAS G J, DIALYNAS E N, HATZIARGYRIOU N D, et al. A non – linear multivariable regression model for midterm energy forecasting of power systems [J]. Electric Power Systems Research, 2007, 77(12):1560 – 1568.
- [33] ASBER D, LEFEBVRE S, ASBER J, et al. Non – parametric short – term load forecasting [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2007, 29(8):630 – 635.
- [34] RAHMAN S, BHATNAGAR R. An expert system based algorithm for short term load forecast[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1988, 3(2):392 – 399.
- [35] RAHMAN S, HAZIM O. A generalized knowledge – based short – term load – forecasting technique[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1993, 8(2):508 – 514.
- [36] CHIU C C, KAO L J, COOK D F. Combining a neural network with a rule – based expert system approach for short – term power load forecasting in Taiwan [J]. Expert Systems with Applications, 1997, 13(4):299 – 305.
- [37] YING L C, PAN M C. Using adaptive network based fuzzy inference system to forecast regional electricity loads [J]. Energy Conversion and Management, 2008, 49(2):205 – 211.
- [38] PAI P F. Hybrid ellipsoidal fuzzy systems in forecasting regional electricity loads [J]. Energy Conversion and Management, 2006, 47(15 – 16):2283 – 2289.
- [39] PANDIAN S C, DURAISWAMY K, RAJAN C C A, et al. Fuzzy approach for short term load forecasting [J]. Electric Power Systems Research, 2006, 76(6 – 7):541 – 548.
- [40] DEO R, HURVICH C, LU Y. Forecasting realized volatility using a long – memory stochastic volatility model: estimation, prediction and seasonal adjustment [J]. Journal of Econometrics, 2006, 131(1 – 2):29 – 58.
- [41] DILLON T S, SESTITO S, LEUNG S. Short term load forecasting using an adaptive neural network [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 1991, 13(4):186 – 192.
- [42] SAEED MADANI S. Electric load forecasting using an artificial neural network [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 6(2):442 – 449.
- [43] HO K L, HSU Y Y, YANG C C. Short term load forecasting using a multilayer neural network with an adaptive learning algorithm [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 1992, 7(1):141 – 149.