

# 基于混沌相空间重构理论的风电场短期风速预测

吕涛, 唐巍, 所丽

(中国农业大学信息与电气工程学院, 北京 100083)

**摘要:** 风力发电具有波动性、间歇性和随机性的特点, 大容量的风力发电接入, 会对电力系统的安全、稳定运行带来严峻挑战, 进行短期风速预测对并网风力发电系统的运行具有重要意义。根据风速具有混沌特性, 采用相空间重构理论对短期风速进行预测。由嵌入时间窗  $\Gamma$  和  $m$ 、 $\tau$  的关系, 确定了  $m$  和  $\tau$  的多组可行匹配, 并找出一个最佳匹配进行相空间重构。在选取参考点时既考虑相点欧式距离又考虑其空间及时间上的相关性, 有效克服“伪邻近点”的影响, 提高了预测精度。预测模型采用了一阶局域预测模型和 BP 神经网络两种模型。算例分析结果验证了所提出方法的可行性和有效性。

**关键词:** 风速时间序列; 短期风速预测; 混沌特性; 相空间重构; 神经网络

## Prediction of short-term wind speed in wind farm based on chaotic phase space reconstruction theory

Lü Tao, TANG Wei, SUO Li

(College of Information and Electrical Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Wind power generation has the features of volatility, intermittent and random. Involved in high-capacity wind power will bring serious challenges to power system safe and stable operation. Thus, short-term prediction of wind speed has an important significance to wind power system operation. According to property of wind speed, the phase space reconstruction technology is used for short-term prediction of wind speed. Based on the fundamental relation of the delay time window  $\Gamma$  and  $m$ 、 $\tau$ , several sets of optimal combinations of  $m$  and  $\tau$  are advanced, and the optimal combination is found. An effective method is presented to choose reference point, which determines near phase point by euclidean distance and correlation degree among phase point. Some false neighboring points are kicked off to improve forecasting accuracy. On the selection of forecasting model, we use one-order local forecasting method and BP neural network model. Case study results validate the feasibility and effectiveness of the proposed short-term wind speed forecasting method.

**Key words:** wind speed time series; short-time wind forecasting; chaotic property; phase-space reconstruction; artificial neural network (ANN)

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)21-0113-05

## 0 引言

鉴于化石燃料的日益枯竭及其带来的环境污染, 世界各国都在不遗余力地发展可再生能源发电技术, 风力发电是可再生能源发电技术中发展最快和最为成熟的一种, 已具备大规模商业开发的技术和经济条件。据国际能源署最新预测, 2010 年风电总装机容量达 5500 万 kW, 2020 年将达 1.12 亿 kW, 其发电量约占世界总发电量的 1%。

由于风具有波动性、间歇性、低能量密度等特点, 风电并网问题一直制约着其发展。当风力发电装机容量超过某个比例时, 将会对电力系统的安全、稳定运行以及保证电能质量带来严峻挑战。因此, 对风电场的风速进行短期预测, 进而根据风机的功率曲线预测其功率出力, 将使电力调度部门能够提

前根据风电出力变化及时调整调度计划, 从而保证电能质量, 减少系统的备用容量, 降低电力系统运行成本。现在, 很多国家已经对风电预测提出了要求。

根据是否使用气象数据, 短期预测可分为两类<sup>[1]</sup>: 一类是使用数值气象预报的预测方法, 有统计模型和物理模型; 另一类是基于历史数据的预测方法。而很多情况下会出现数值气象预报模型无法获得或者缺失的情况, 并且国内目前也没有专门服务于风电场的数值气象预报模型可以利用。因此, 基于历史数据的风电场风速预测的研究很有必要。基于历史数据的预测方法有: 持续性算法、时间序列算法<sup>[2]</sup>、卡尔曼滤波算法、自适应模糊逻辑算法、人工神经网络算法<sup>[3]</sup>、灰色预测算法、小波分析算法、混沌预测算法、组合预测方法等。基于历史数

据的风电场风速预测，一般在 1~6 h<sup>[4]</sup>，这是因为：基于历史数据对风电场风速进行预测的依据是大气在短时间内具有稳定性和连续性。

混沌理论最早是Lorenz在气象学中的大气对流模型中提出。通过对风速时间序列的 Laypunov 指数<sup>[5]</sup>和分数维的计算，可以证明其具有混沌特性，而混沌时间序列在短期内是可以预测的。因此，利用混沌相空间重构理论可以还原风速时间序列的非线性动力特性<sup>[6]</sup>，使用一定预测模型可以进行短期风速预测。本文通过分析研究确定了10 min风速时间序列最佳嵌入时间窗  $\Gamma$  及  $m$ 、 $\tau$  的最优匹配，在剔除“伪邻近点”后，通过一阶线性预测模型和BP神经网络模型进行拟合预测，实际算例表明BP神经网络拟合效果很好，预测精度更高。

### 1 相空间重构理论

Packard和Takens提出了相空间重构理论<sup>[7]</sup>，证明了可以从单个时间序列重构系统相空间的结论，即可以找到一个合适的嵌入维，如果延迟坐标的维数  $m > 2d + 1$ ， $d$ 是动力系统的维数，在嵌入维空间里可以把有规律的轨迹吸引子恢复出来。相空间重构理论为时间序列的非线性动力学研究提供了前提条件。

基于上述理论，对于实际测得的一组时间序列  $\{x_t | t = 1, 2, \dots, n\}$ ，如果嵌入维数和时间延迟为  $m$  和  $\tau$ ，则相空间中的相点个数为  $N = n - (m - 1)\tau$ ，则重构后构造出的相空间向量  $X_i (i = 1, 2, \dots, N)$  为：

$$\begin{cases} X_1 = [x(1), x(1 + \tau), \dots, x(1 + (m - 1)\tau)] \\ X_2 = [x(2), x(2 + \tau), \dots, x(2 + (m - 1)\tau)] \\ \vdots \\ X_N = [x(N), x(N + \tau), \dots, x(N + (m - 1)\tau)] \end{cases} \quad (1)$$

相空间重构是混沌预测的关键，而重构相空间的关键是嵌入维数  $m$  和时间延迟  $\tau$  的选取。

### 2 风速时间序列混沌相空间重构参数优选

对于时间序列  $\{x_t | t = 1, 2, \dots, n\}$ ，应该存在一个嵌入时间窗  $\Gamma$ ，使得  $x(t)$  和  $x(t + \Gamma)$  所构成的相空间轨迹相对规则。通过观察  $x(t)$  和  $x(t + \Gamma)$  所构成的相空间轨迹图可以大致确定最佳的嵌入时间窗。

以某风电场 1 月份前 30 天，4 320 个 10 min 风速数据为例，画出风速  $x(t)$  和  $x(t + \Gamma)$  的二维相空间图形。由于 10 min 时间差较短，画出的二维相图变化很小，对每点 10 min 数据都做上述处理的意义不大，且要处理的数据量很大。这样为便于数据处

理而又不失方法的合理性，将嵌入时间窗取在整点风速数据上，即  $\Gamma$  取  $6k (k = 1, 2, 3, \dots)$ 。风速二维相空间图形如图 1 所示。

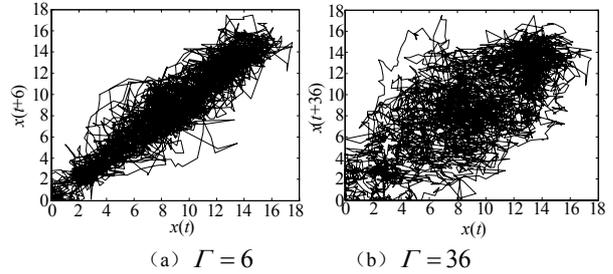


图 1 风速二维相空间图形

Fig.1 Two-dimension phase space of wind speed

通过观察二维相空间图发现，当  $\Gamma$  取 30、36 时，轨迹图已经非常不规则，说明风速在短时间内具有一定的稳定性和连续性，而超过一定时间后稳定性和连续性明显减弱。这和大气变化特性相似，正是这个特性的存在，使短期的风速预测存在合理性。因此，本文下面内容中主要讨论  $\Gamma$  取 6、12、18、24 的情况。

已有文献<sup>[8]</sup>对确定嵌入时间窗与坐标延迟关系作了研究。一般有两种观点：一种是认为  $\Gamma = \tau$ ，即将  $\Gamma$  确定为相邻两坐标之间的延迟，这样只能保证相空间矢量相邻两坐标分量所构成的相空间轨迹保持相对规则形状。另一种是认为  $\Gamma = (m - 1)\tau$ ，将  $\Gamma$  确定为首末两坐标之间的延迟，也只能保证首末两坐标分量所构成的相空间轨迹保持相对规则形状。从相空间矢量  $X(t)$  的  $m$  个坐标分量的整体效果考虑，最佳嵌入时间窗  $\Gamma$  应该为重构相空间任意两个坐标延迟的平均值，则由平均值定义得：

$$\sum_{k=1}^{m-1} (m - k)(k\tau - \Gamma) = (m - 1)(\tau - \Gamma) + (m - 2)(2\tau - \Gamma) + \dots + 2[(m - 2)\tau - \Gamma] + [(m - 1)\tau - \Gamma] = 0 \quad (2)$$

从而，可推导出  $\Gamma$  和  $m$ 、 $\tau$  的关系如下：

$$\Gamma = \frac{m + 1}{3} \cdot \tau \quad (3)$$

上式反映了  $m$  和  $\tau$  的最佳匹配关系。其中， $\Gamma$  可以事先加以确定，如本文中所取  $\Gamma$  的值为：6、12、18、24，可得出  $m$  与  $\tau$  的若干组匹配，如表 1 所示。

由于嵌入维数  $m$  满足  $m > 2d + 1$ ，又根据 G-P 算法得到关联维数  $d$  一般在 2 到 4 之间，从而排除  $m$  过小的组合。为了避免在重构相空间中引入不必要的噪声，组合中  $m$  也不应过大。同时，时间延迟  $\tau$  的选取也不能太大，否则会出现信息丢失的现象。排除  $m$ 、 $\tau$  不符合上述要求的组合，剩下的组合及其预测误差如表 2 所示。

表1 风速时间序列  $m$  和  $\tau$  的匹配Tab.1 Combinations of  $m$  and  $\tau$  for wind speed

$\Gamma=6$		$\Gamma=12$		$\Gamma=18$		$\Gamma=24$	
$m$	$\tau$	$m$	$\tau$	$m$	$\tau$	$m$	$\tau$
2	6	2	12	2	18	2	24
5	3	5	6	5	9	5	12
8	2	8	4	8	6	8	8
17	1	11	3	17	3	11	6
		17	2	26	2	17	4
		35	1	53	1	35	3
						53	2
						71	1

表2 风速时间序列  $m$  和  $\tau$  的最佳匹配Tab.2 Optimal combinations of  $m$  and  $\tau$  for wind speed

$\Gamma$	$m$	$\tau$	预测误差 / %
6	5	3	13.47
	8	2	11.80
12	5	6	7.08
	8	4	8.75
18	5	9	11.46
	8	6	9.29
24	5	12	9.32
	8	8	6.68

注: 预测误差指两个小时内连续预测 12 个点的误差平均值

从表 2 可以看出, 这几组组合的预测精度都是比较高的, 说明了我们提出的  $m$  和  $\tau$  的最佳匹配方法的有效性, 当  $m$  和  $\tau$  都取 8 时, 预测的误差最小为 6.68%。

图 2 是当  $m=8$  时, 预测误差在时间延迟  $\tau$  分别取 2、4、6、8、10、12 的变化曲线, 对应  $\Gamma$  取 6、12、18、24、30、36 的情况。从图中可以看到  $\tau$  取 8 时, 预测误差最小, 而当  $\Gamma$  取 30 和 36 时, 预测误差确实是最大的, 进一步验证了判断  $m$  和  $\tau$  最佳匹配的正确性。

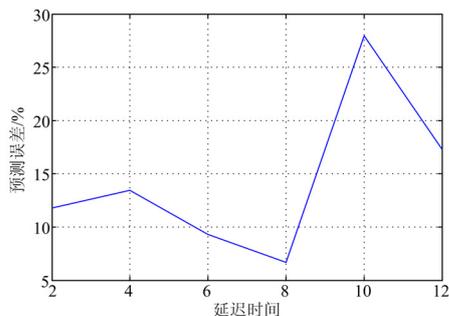


图 2  $m=8$  时预测误差随时间延迟  $\tau$  的变化曲线  
Fig.2 Forecasting errors for different  $\tau$  when  $m=8$

### 3 预测参考点的选取

预测参考点选择的偏差大小, 直接影响最后的预测结果。传统选取预测参考点的方法都是基于欧式距离<sup>[9]</sup>, 在低嵌入维时有较高的预测精度, 但对高嵌入维吸引子, 其预测一般不能达到理想效果。原因在于欧式距离方法只是反映邻近点与中心点的距离远近, 难以反映运动轨迹的相关性, 导致“伪邻近点”的出现。因此, 提出一种基于相点演化的预测参考点选取方法, 该方法中的相关度由相关系数的大小来体现, 能充分考虑相点间各个坐标演化轨迹的相关性。

若风速时间序列为  $\{x_t | t=1, 2, \dots, n\}$ , 要预测下一时刻风速  $x(n+1)$  的方法如下:

(1) 分别找到当前点  $X_N(t)$  及其  $K+L$  个邻近点  $X_i(t)$  在相空间演化轨迹上的上一时刻的相点  $X_N(t-1)$  和  $X_i(t-1), i=1, 2, 3, \dots, K+L$ 。

(2) 分别计算出矢量  $X_N(t)$  与  $X_N(t-1)$ , 及  $X_i(t)$  与  $X_i(t-1)$  的差值, 得到  $m$  维向量  $c$  和  $c_i$

$$\begin{cases} c = X_N(t) - X_N(t-1) \\ c_i = X_i(t) - X_i(t-1) \end{cases} \quad (4)$$

(3) 当前点  $X_N(t)$  与其第  $i$  个邻近点  $X_i(t)$  的相关系数为

$$C_{\text{cov}} = \frac{\sum_{k=1}^m c(k)c_i(k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^m [c(k)c_i(k)]^2}} \quad (5)$$

(4) 分别计算  $K+L$  个邻近点与当前点的相关系数, 找出相关系数较大的  $K$  个点作为预测参考点。一般选择  $K>m+1$ , 通过编程实验发现, 取  $K=15\sim 20$ ,  $L=20\sim 30$  时预测精度最好。

### 4 预测模型选取

对预测参考点的拟合, 本文采取一阶线性局域预测模型和 BP 神经网络预测模型, 用两种方法预测相空间重构后参考点的趋势。

#### 4.1 一阶线性局域预测模型

一阶线性模型采用最常用的最小二乘法, 将其有效应用于多维空间中参考点的拟合。一阶线性局域模型是指用线性式  $X(t+1) = a + bX(t)$  来拟合第  $n$  点周围的小邻域, 本文中即为选出的预测参考点。设  $n$  点的邻域包括点  $t_1, t_2, \dots, t_p$ , 则上式可表示为

$$\begin{bmatrix} X(t_1+1) \\ X(t_2+1) \\ \vdots \\ X(t_p+1) \end{bmatrix} = a + b \begin{bmatrix} X(t_1) \\ X(t_2) \\ \vdots \\ X(t_p) \end{bmatrix} \quad (6)$$

可用最小二乘法求出  $a$  和  $b$ ，再通过  $X(n+1) = a + bX(n)$  得到相空间中轨迹趋势，从而可以从  $X(n+1)$  中分离出时间序列的预测值。

### 4.2 神经网络预测模型

基于混沌相空间重构的神经网络预测模型进行风速预测，是在相空间重构的基础上，提取相空间参考点作为BP神经网络<sup>[10]</sup>样本进行训练。用BP神经网络来拟合重构函数  $F$ ，其中，用  $(x(t), x(t+\tau), \dots, x(t+(m-1)\tau))$  作为神经网络的输入层样本，则  $x_{t+1}$  就是神经网络的输出结果。BP神经网络结构模型如图3所示。

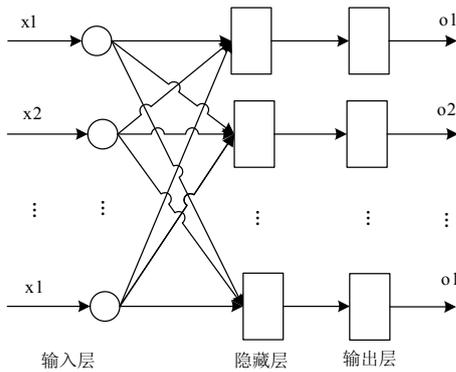


图3 BP神经网络结构模型图

Fig.3 Diagram of BP neural network model

本文BP神经网络结构选用3层，网络的输入层维数取混沌相空间重构的最佳嵌入维  $m=8$ ，输出维数为1，就是预测的输出。至于隐层的单元维数由试凑法在网络训练学习中确定，文中神经网络的隐含层选为10。

### 5 实际算例分析

基于混沌相空间重构的风速时间序列预测算法计算步骤为：(1)相空间重构；(2)预测参考点的选取；(3)选取预测模型进行预测。本文采用一阶局域预测法和BP神经网络模型，由预测参考点确定预测模型待定参数，然后由当前相点通过预测模型求出预测点  $X_{N+1}$  或者  $x_{t+1}$ 。

采用本文预测方案，对某风电场风速进行预测，使用1月前30天10分钟风速数据进行建模后，对第31天风速进行预测研究。通过大量数据分析后得出，预测12个风速点，即2小时风速数据，然后进

行补数据，进行上述相同的预测，这样循环进行预测可以达到最大预测精度。预测的结果如表3所示。

表3 10 min 风速预测结果

Tab.3 Forecasting results of 10 minutes wind speed

T/min	实测风速/ (m/s)	一阶局域模型		BP神经网络模型	
		预测风速/ (m/s)	误差 / %	预测风速/ (m/s)	误差 / %
0	5.2	4.74	8.85	5.273 0	1.40
10	4.9	4.951 6	1.05	4.877 6	0.46
20	5.1	4.502 9	11.71	5.001 9	1.92
30	5	4.946 7	1.07	4.880 1	2.40
40	5.5	5.363 8	2.48	5.757 6	4.68
50	6.1	5.586 5	8.42	5.861 6	3.91
60	6	5.989 8	0.17	5.827 1	2.88
70	6.8	6.207 8	8.71	6.188 0	9.00
80	7.4	6.174	16.57	6.716 2	9.24
90	7.3	6.302 3	13.67	6.810 4	6.71
100	6.5	6.752 5	3.88	7.149 3	9.99
110	6.9	6.649 4	3.63	7.191 3	4.22
均值	6.1	5.680 6	6.68	5.961 2	4.73

通过图4可以看出，一阶局域模型平均误差6.68%，其中误差在5%以内的占25%，10%以内的占75%；BP神经网络模型平均误差4.73%，其中误差在5%以内的占75%，10%以内的占100%。表明采用上述两种方法对实际算例预测精度较高，特别是BP神经网络的预测效果很好，具有实际可行性。

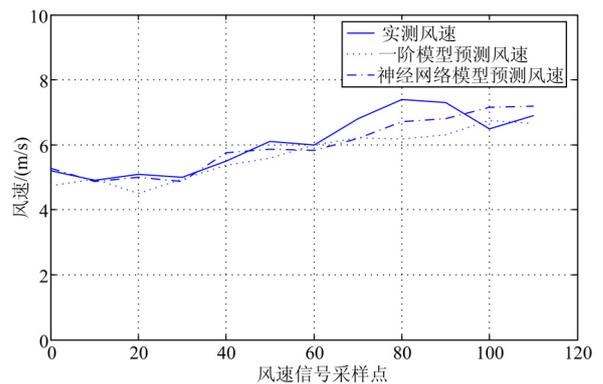


图4 两种方法预测结果曲线

Fig.4 Forecasting results curve of two methods

### 6 结论

(1)对于10 min风速时间序列，根据最佳时间窗  $\Gamma$ ，确定了相空间嵌入维数  $m$  与延迟时间  $\tau$  的最佳匹配，为风速时间序列相空间重构参数选择提

供了参考依据。

(2) 既考虑相点间距离又考虑相点演化趋势的预测参考点选取方法,有助于提高风速预测精度。

(3) 按  $m$ 、 $\tau$  的最佳匹配选取样本,一阶局部预测模型和BP神经网络的预测精度均较高,而BP神经网络更有优势。

### 参考文献

- [1] 刘永前,韩爽,胡永生. 风电场出力短期预报研究综述[J]. 现代电力, 2007, 24(5): 6-11.  
LIU Yong-qian, HAN Shuang, HU Yong-sheng. Review on short-term wind power prediction[J]. Modern Electric Power, 2007, 24(5): 6-11.
- [2] 孙劲松,刘建新,杨宏,等. 基于时间序列分析的风电场短期风速预测研究[D]. 保定: 华北电力大学.  
SUN Jin-song, LIU Jian-xin, YANG Hong, et al. Short-term wind speed forecasting in wind farm based on time series analysis[D]. Baoding: North China Electric Power University.
- [3] 杨秀媛,肖洋,陈树勇. 风电场风速和发电功率预测研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(11): 1-5.  
YANG Xiu-yuan, XIAO Yang, CHEN Shu-yong. Wind speed and generated power forecasting in wind farm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(11): 1-5.
- [4] 王明伟. 风电场短期风速预测研究[D]. 兰州: 兰州理工大学, 2009.  
WANG Ming-wei. Short-term wind speed forecasting in wind farm[D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2009.
- [5] 冬雷,王丽婕,高爽,等. 基于混沌时间序列的大型风电场发电功率预测建模与研究[J]. 电工技术学报, 2008, 23(12): 125-129.  
DONG Lei, WANG Li-jie, GAO Shuang, et al. Modeling and analysis of prediction of wind power generation in

the large wind farm based on chaotic time series[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2008, 23(12): 125-129.

- [6] DONG Lei, WANG Li-jie, HU Shi, et al. Prediction of wind power generation based on chaotic phase space reconstruction models[C]. //Power Electronics and Drive Systems 7th International Conference: 2007.
- [7] 吕金虎,陆君安,陈士华. 混沌时间序列分析及其应用[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2002.
- [8] 谷子,唐巍. 电力短期负荷时间序列混沌相空间重构参数优选法[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(4): 18-23.  
GU Zi, TANG Wei. Parameter optimization of phase space reconstruction for short-term load time series[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(4): 18-23.
- [9] 罗海洋,刘天琪,李兴源. 风电场短期风速的混沌预测方法[J]. 电网技术, 2009, 33(9): 67-71.  
LUO Hai-yang, LIU Tian-qi, LI Xing-yuan. Chaotic forecasting method of short-term wind speed in wind farm[J]. Power System Technology, 2009, 33(9): 67-71.
- [10] HAN Shuang, YANG Yong-ping, LIU Yong-qian. The comparison of BP network and RBF network in wind power prediction application[C]. //BIC-TA Second International Conference: 2007.

收稿日期: 2010-05-06

作者简介:

吕涛(1987-),男,硕士研究生,主要研究方向为电力系统规划、混沌理论在电力系统中的应用; E-mail: lvtaoled@163.com

唐巍(1971-),女,教授,博士生导师,研究方向为配电网规划及经济运行、配电网可靠性评估。

(上接第 112 页 continued from page 112)

- HE Da-kuo, WANG Fu-li, MAO Zhi-zhong. Application of genetic algorithm on economic dispatch of power systems[J]. Journal of System Simulation, 2007, 19(4): 890-892.
- [9] 唐巍,李殿璞. 电力系统经济负荷分配的混沌优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(10): 36-40.  
TANG Wei, LI Dian-pu. Chaotic optimization for economic dispatch of power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(10): 36-40.
- [10] 韩芳,王爽心,郭小宝. 电力系统经济负荷分配的混沌优化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2005, 26(8):

772-777.

HAN Fang, WANG Shuang-xin, GUO Xiao-bao. Study of chaotic optimization method for power system economic load dispatch[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2005, 26(8): 772-777.

收稿日期: 2010-04-23

作者简介:

修春波(1978-),男,博士,副教授,研究方向为智能优化计算; E-mail: xiuchunbo@tjpu.edu.cn.

陆丽芬(1984-),女,硕士,主要研究方向为混沌优化计算。