

文章编号:1673-5005(2021)02-0127-07 doi:10.3969/j.issn.1673-5005.2021.02.015

# 基于油气开采的海上油田中长期电力负荷预测

王艳松<sup>1</sup>, 赵 惺<sup>1</sup>, 李 强<sup>2</sup>, 李 雪<sup>2</sup>, 魏 澈<sup>2</sup>

(1. 中国石油大学(华东)新能源学院, 山东青岛 266580; 2. 中海油研究总院, 北京 100028)

**摘要:** 中长期电力负荷预测是电力系统规划设计的理论依据, 精确的负荷预测可以减少海上油田平台的安装空间, 节省投资费用和运行费用。分析海上油气生产规模、开采工艺、集输工艺等环节的电力负荷需求和发展趋势, 提出应用逐步回归分析法进行负荷预测特征量的强相关筛选; 基于盲数理论将强特征量盲数化, 建立负荷预测盲数化回归模型。以某海上油田区块的历史数据为例, 应用所提出的预测方法与其他预测方法进行对比。结果表明, 基于强特征量的盲数回归模型的负荷预测精度更高, 并给出了未来 10 a 的中长负荷预测结果。

**关键词:** 海上油田; 负荷预测; 强特征量; 盲数; 逐步回归

**中图分类号:** TM 715 **文献标志码:** A

**引用格式:** 王艳松, 赵惺, 李强, 等. 基于油气开采的海上油田中长期电力负荷预测[J]. 中国石油大学学报(自然科学版), 2021, 45(2):127-133.

WANG Yansong, ZHAH Xing, LI Qiang, et al. Medium and long term power load prediction of offshore oil field based on oil and gas exploitation[J]. Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science), 2021, 45(2):127-133.

## Medium and long term power load prediction of offshore oil field based on oil and gas exploitation

WANG Yansong<sup>1</sup>, ZHAO Xing<sup>1</sup>, LI Qiang<sup>2</sup>, LI Xue<sup>2</sup>, WEI Che<sup>2</sup>

(1. New Energy College in China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;  
2. CNOOC Research Institute, Beijing 100028, China)

**Abstract:** Medium and long term power load prediction is the theoretical basis of power system planning and design. Accurate load prediction can reduce the installation space of offshore oil platform, and save investment and operation cost. Based on the analysis of the power load demand and future development trend of offshore oil and gas production scale, in the process of production technology, gathering and transportation technology and so on, the stepwise regression analysis method was proposed to select the strong correlation characteristic quantity of load forecasting. Based on the blind number theory, the strong characteristic quantity was blinded, and the blind number regression model of load forecasting was established. Finally, taking the historical data of an offshore oilfield block as an example, the forecasting results of the proposed method were compared with those of other forecasting methods. The result shows that, the load forecasting accuracy of the blind number regression model based on strong characteristic quantity is higher, and the medium and long-term load forecasting results in the next 10 years are given.

**Keywords:** offshore oil and gas fields; power load forecasting; strong characteristic quantity; blind number; stepwise regression

海上油气田不同于国民经济其他企业、也不同于任何地市,海上油气田的平台设备安装紧凑、生产流程系统化、负荷用电量、供电可靠性要求高。中

长期电力负荷预测结果偏低会造成装机容量不足,影响平台油气生产;预测结果偏高,造成设备投资成本浪费,设备运行效率低<sup>[1-2]</sup>。因此建立适用于海

收稿日期:2020-05-22

基金项目:国家重点研发计划(2018YFB0904800)

第一作者:王艳松(1965-),女,教授,博士,硕士生导师,研究方向为电力负荷预测、综合能源规划与运行控制和配电自动化。E-mail:wys@upc.edu.cn。

上油藏开采的中长期电力负荷预测模型具有较高的工程应用价值。中长期负荷传统预测方法<sup>[3]</sup>包括产业产值单耗法、电力弹性系数法、回归分析法等;现代预测方法包括神经网络预测法<sup>[4]</sup>、支持向量机预测法、灰色系统预测法等。郭鸿业等<sup>[5]</sup>将规律性较差的原始序列分解成若干个规律性强的序列,并针对不同的分量采用不同的预测模型。刘俊等<sup>[6]</sup>在文献<sup>[5]</sup>的基础上利用计量经济学中的协整检验和格兰杰因果检验分析经济因素与循环分量的关系,进一步提高模型的预测精度。李亦言等<sup>[7-8]</sup>从人口、经济、地域等方面分析电力负荷的影响因素,分别以模糊聚类法和小波分析法建立多变量负荷预测模型。王雁凌等<sup>[9]</sup>针对经济新常态下中长期负荷预测样本容量小、建模困难的问题,采用偏最小二乘法建立预测模型。陈毅波等<sup>[10]</sup>将粗糙集理论与D-S证据理论引入多元回归算法,提高模型的适用性。王宁等<sup>[11]</sup>将支持向量机方法和多元回归方法通过最优组合预测法,以此提高模型的预测精度。目前各种预测方法都属于确定性数值预测方法,未考虑预测特征的不确定性。海上油气田的油气生产规模、开采工艺、集输工艺随着油藏分布、开采深度和能源战略等因素的影响具有不确定性,笔者将盲数引入回归模型,建立盲数回归预测模型,预测中长期电力负荷的可能值和可信度,解决海上油气田开采不确定性对电力负荷需求的影响。

## 1 电力负荷特征量提取和筛选

### 1.1 影响电力负荷需求的特征分析

油气生产规模与电力消耗密切相关,海上油气田的生产主要包括钻采和集输两大关键环节,油田生产的每一个环节都离不开电力。

#### 1.1.1 油气生产规模

海上油气田的提液量、产油量、产气量和产水量等生产规模指标直接决定电潜泵、原油外输泵、电伴热、生产水输送泵和气压缩机等电力设备的使用情况。分析某海上油气田2009—2015年的用电量和表征油气生产规模指标的变化趋势,如图1所示。

由图1可知:2009—2015年期间年用电量稳中有降,年产油量和产气量持续减少,年用电量与年提液量、年产水量变化趋势相近,而与表征产能规模的产气量、产油量的变化趋势相差较大,这体现出了油气田开采的特定阶段内存在着“减产不减电”的负荷需求特性。

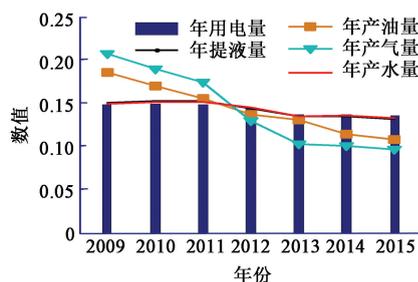


图1 年用电量和表征生产规模指标的变化趋势

Fig. 1 Change trend of electricity consumption and indicator of production scale

#### 1.1.2 油气开采工艺

在油气藏开发前期,油藏压力高,含水低,实现油井自喷开采,不需要机械采油设备;油气藏开发中后期,油井停止自喷,需要利用高压注水泵向油层注水,在整个油层内建立水压驱动方式,恢复和保持油层压力,再利用电潜泵将原油举升到井口<sup>[12-13]</sup>。油井的开采工艺直接影响着海上油气田的电力负荷需求,因此将自喷井口数、电潜泵井口数以及注水量作为海上油气田开采环节影响电力负荷需求的特征量。分析某海上油气田2009—2015年的年用电量与表征油气开采工艺指标的变化趋势,如图2所示。

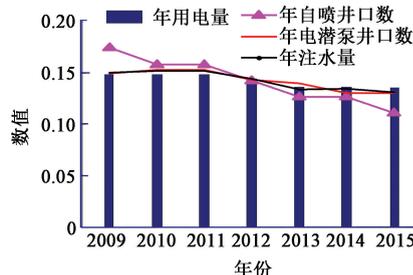


图2 年用电量与开采工艺指标的变化趋势

Fig. 2 Change trend of electricity consumption and mining process index

从图2可以看出:在2009—2015年期间,自喷井口数持续下降,在2009—2012年期间,电潜泵井口数、注水量和年用电量变化趋势大致相同,稳中有降。在2012—2015年期间,用电量持平,而电潜泵井口数、注水量变化趋势不同。

#### 1.1.3 油气集输工艺

油气集输环节中的脱水、增压、加热和输送工艺的电负荷与原油的流体黏稠度、原油的含水量有关。原油含水率随着油气田不同开采期而变化,通常开采初期,含水量较低,原油黏稠度较大,到了开采中期和后期,原油黏稠度降低,含水量增大,油井黏度随含水率提高而降低。因此在集输工艺方面提取含水率作为影响中长期电力负荷需求的特征量。分析

2009—2015 年用电量和油气田产油量、含水率变化趋势如图 3 所示。

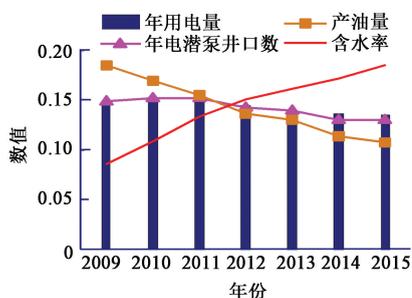


图 3 年用电量和油气集输工艺指标变化趋势

Fig. 3 Change trend of electricity consumption and transportation process index

从图 3 可知,在 2009—2015 年期间,年用电量和电潜泵井口数的变化趋势大相同,稳中有降;油气田的含水率在逐年上升,而产油量逐年下降。

### 1.2 基于逐步回归分析的强特征量筛选

海上油气田的油气生产工艺流程的各环节是一个生产和输送的统一整体,钻采和集输同时进行。从油气生产规模、油气开采工艺和油气集输工艺三个方面提取的年提液量、年产油量、年产气量、年产水量、年自喷井口数和电潜泵井口数、年注水量和原油含水率特征量之间存在高度相关。

逐步回归分析法是一种线性回归模型自变量选择方法<sup>[12-14]</sup>。逐步回归分析法将特征量一个一个引入回归模型,引入的条件是其偏回归平方和检验是显著的。同时,每引入一个新特征量后,对已入选回归模型的强特征量逐个进行检验,将经检验认为不显著的变量删除,以保证所得强特征量集中每一个强特征量都是显著的。

针对  $n$  期历史数据的原始特征量,利用逐步回归分析法进行筛选,筛选后的  $m$  个强特征量集可表示为

$$\begin{aligned}
 \mathbf{X} &= [X^{(1)}, \dots, X^{(s)}, \dots, X^{(m)}] = \\
 &\begin{bmatrix} X_1^{(1)}, \dots, X_1^{(s)}, \dots, X_1^{(m)} \\ \vdots \\ X_t^{(1)}, \dots, X_t^{(s)}, \dots, X_t^{(m)} \\ \vdots \\ X_n^{(1)}, \dots, X_n^{(s)}, \dots, X_n^{(m)} \end{bmatrix}. \quad (1)
 \end{aligned}$$

式中,  $\mathbf{X}^{(s)}$  为第  $s$  个强特征矢量,  $s=1, 2, \dots, m$ ;  $t$  代表年,  $t=1, 2, \dots, n$ 。

## 2 盲数的基本理论

盲数<sup>[15-17]</sup>是处理和解决一系列灰信息及不确

定性信息的数学工具,是对灰色数学理论、未确知数学及模糊数学的一种发展。其具体定义如下:

假设  $G$  为区间型有理灰数集,  $x_i \in G, \alpha_i \in [0, 1]$ , 其中  $i=1, 2, \dots, p$ , 那么定义  $f(x)$  为  $G$  上的灰函数, 且

$$f(x) = \begin{cases} \alpha_i x = x_i, & i=1, 2, \dots, p; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (2)$$

当  $i \neq j$  时,  $x_i \neq x_j$ , 且  $\sum_{i=1}^p \alpha_i \leq 1$ , 则称函数  $f(x)$  为一个盲数。  $x_i$  为  $f(x)$  的可能值,  $\alpha_i$  为  $f(x)$  对应  $x_i$  的可信度,  $p$  为盲数  $f(x)$  的阶数,  $\sum_{i=1}^p \alpha_i \leq 1$  为  $f(x)$  的总可信度。

盲数的运算包含可能值运算和可信度运算两部分, 设  $*$  表示加、减、乘、除中的任一种运算。

设盲数  $A$  和  $B$  为

$$A = f_1(a) = \begin{cases} \alpha_i a = a_i, & i=1, 2, \dots, p; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (3)$$

$$B = f_2(b) = \begin{cases} \beta_j b = b_j, & j=1, 2, \dots, q; \\ 0, & \text{其他}. \end{cases} \quad (4)$$

那么, 盲数  $A$  与盲数  $B$  的可能值运算  $V(A * B)$  用可能值矩阵表示为

$$V(A * B) = \begin{bmatrix} a_1 * b_1 & \dots & a_1 * b_j & \dots & a_1 * b_q \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_i * b_1 & \dots & a_i * b_j & \dots & a_i * b_q \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ a_p * b_1 & \dots & a_p * b_j & \dots & a_p * b_q \end{bmatrix}. \quad (5)$$

盲数  $A$  与盲数  $B$  的可信度运算  $C(A * B)$  用可信度值矩阵表示为

$$C(A * B) = \begin{bmatrix} \alpha_i \beta_1 & \dots & \alpha_i \beta_j & \dots & \alpha_i \beta_q \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \alpha_i \beta_1 & \dots & \alpha_i \beta_j & \dots & \alpha_i \beta_q \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \alpha_p \beta_1 & \dots & \alpha_p \beta_j & \dots & \alpha_p \beta_q \end{bmatrix}. \quad (6)$$

## 3 盲数模型建立

海上油气田开发规划受油藏可开采储量、开采进度、地质条件和国家能源政策的影响, 其生产规模和开采工艺具有不确定性。为了描述海上油田油气开采的不确定性, 融入决策者对未来不同开采阶段的研判, 应用盲数表示电力负荷预测模型中的强特征量和待预测量。

建立负荷预测盲数模型的关键是强特征量盲数可能值和盲数可信度的确定。

(1) 确定各强特征量年变化率盲数的可能值。

结合油气田油藏储量和开采进度,分析未来年的强特征量规划数据和预测年周期内的强特征量发展趋势,由决策者研判强特征量  $X^{(s)}$  的年最大变化率  $v_{\max}^{(s)}$  和年最小变化率  $v_{\min}^{(s)}$ ,简记为第  $S$  个强特征量  $X^{(s)}$  的年变化率区间为  $[v_{\min}^{(s)}, v_{\max}^{(s)}]$ ,并将其分成  $p$  个小区间  $v_1^{(s)}, \dots, v_i^{(s)}, \dots, v_j^{(s)}, \dots, v_p^{(s)}$ ,每个小区间即为第  $S$  个强特征量  $X^{(s)}$  年变化率的未来可能值区间。

(2) 确定各强特征量年变化率盲数的可信度。

决策者根据国家能源政策和国际油价行情,考虑油气田不同开采阶段的开采工艺和强特征量发展趋势,研判强特征量  $X^{(s)}$  年变化率的  $p$  个可能值出现的概率大小,主观决策指导油气生产,建立一个  $p \times p$  阶的比较矩阵,表示为

$$E^{(s)} = \begin{bmatrix} e_{11}^{(s)} & \dots & e_{1j}^{(s)} & \dots & e_{1p}^{(s)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{i1}^{(s)} & \dots & e_{ij}^{(s)} & \dots & e_{ip}^{(s)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ e_{p1}^{(s)} & \dots & e_{pj}^{(s)} & \dots & e_{pp}^{(s)} \end{bmatrix}. \quad (7)$$

其中

$$e_{ij}^{(s)} = \begin{cases} 2, & \text{第 } i \text{ 个可能值出现的概率比第 } j \text{ 个大;} \\ 1, & \text{第 } i \text{ 个可能值出现的概率与第 } j \text{ 个一样大;} \\ 0, & \text{第 } i \text{ 个可能值出现的概率比第 } j \text{ 个小.} \end{cases}$$

令

$$\begin{cases} c_i = \sum_{j=1}^p e_{ij}, & i = 1, 2, \dots, p; \\ c_{\max} = \max\{c_i\}; \\ c_{\min} = \min\{c_i\}. \end{cases} \quad (8)$$

基于比较矩阵构造判断矩阵  $G^{(s)}$ ,表示为

$$G^{(s)} = \begin{bmatrix} g_{11}^{(s)} & \dots & g_{1j}^{(s)} & \dots & g_{1p}^{(s)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{i1}^{(s)} & \dots & g_{ij}^{(s)} & \dots & g_{ip}^{(s)} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{p1}^{(s)} & \dots & g_{pj}^{(s)} & \dots & g_{pp}^{(s)} \end{bmatrix}. \quad (9)$$

其中判断矩阵中的元素为

$$g_{ij}^{(s)} = \begin{cases} \frac{c_i - c_j}{c_{\max} - c_{\min}} \left( \frac{c_{\max}}{c_{\min}} - 1 \right) + 1, & c_i > c_j; \\ 1, & c_{\max} = c_{\min}; \\ \left[ \frac{c_i - c_j}{c_{\max} - c_{\min}} \left( \frac{c_{\max}}{c_{\min}} - 1 \right) + 1 \right]^{-1}, & c_i < c_j. \end{cases} \quad (10)$$

将判断矩阵  $G^{(s)}$  的各元素按列做归一化处理,表示为

$$\hat{g}_{ij}^{(s)} = \frac{g_{ij}^{(s)}}{\sum_{i=1}^p g_{ij}^{(s)}}, \quad i, j = 1, 2, \dots, p. \quad (11)$$

由归一化的判断矩阵元素可得强特征量  $X^{(s)}$  年变化率盲数的可能值的可信度为

$$\alpha_i^{(s)} = \frac{\sum_{j=1}^p \hat{g}_{ij}^{(s)}}{\sum_{j=1}^p \alpha_j^{(s)}}, \quad i = 1, 2, \dots, p. \quad (12)$$

式中,  $\alpha_i^{(s)}$  为第  $S$  个强特征量  $X^{(s)}$  的年变化率盲数第  $i$  个可能值的可信度。

(3) 确定各强特征量年增长率盲数。

根据可能值  $V_i^{(S)}$  和可信度  $\alpha_i^{(S)}$  可得强特征量  $X^{(S)}$  年增长率的盲数表达式为

$$f(x^{(S)}) = \begin{cases} \alpha_i^{(S)}, & x = V_i^{(S)}, i = 1, 2, \dots, p; S = 1, 2, \dots, m. \\ 0, & \text{其他.} \end{cases} \quad (13)$$

式中,  $p$  为盲数阶数;  $m$  为强特征量个数。

(4) 确定各强特征量盲数。

根据各强特征量年增长率盲数和强特征量的真实值得各强特征量盲数为

$$f(X^{(S)}) = f(x^{(S)}) \times u^{(S)}, \quad S = 1, 2, \dots, m. \quad (14)$$

式中,  $u^{(S)}$  为待预测年的第  $S$  个强特征量真实值。

## 4 算例

某海上油气田 2009—2019 年用电量分别为 82 348.3、82 453.8、82 260.7、80 167.0、75 830.8、75 936.0、75 173.8、74 420.5、72 764.8、71 328.2、70 182.3 MW·h。选取 2009—2016 年用电量为历史数据,2017—2019 年用电量为校验数据,验证所提中长期负荷预测模型。

### 4.1 特征量变化趋势及相关性

从油气生产规模、油气开采工艺、油气集输工艺 3 个方面,分析各特征量随时间变化的关系曲线,如图 4 所示。

由图 4 可知,2015—2019 年海上油田某区块提液量、产油量、产气量和产水量处于减产阶段,部分电潜泵井口关井,产液量、产气量降速加大,含水率平稳上升。另外,年产油量和年产气量的变化趋势相近,年提液量、年产水量与年注水量的变化趋势相近甚至相同,这表明特征量之间存在严重的多重共线性。若将全部特征量引入预测模型中,会使得模

型参数方差增大,模型稳定性下降,预测精度降低。

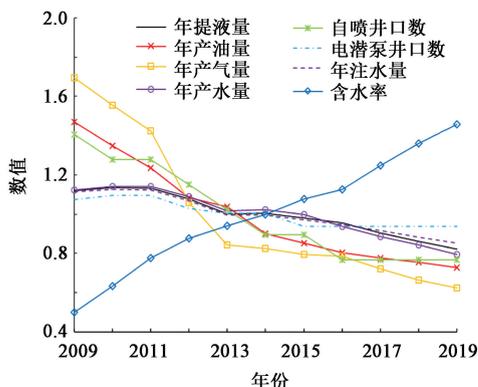


图 4 各特征量变化曲线

Fig. 4 Change curve of each characteristic

### 4.2 强特征量筛选

应用逐步回归分析法对原始特征量进行筛选,得到的强特征量如表 1 所示。

表 1 逐步回归分析法筛选的强特征量

Table 1 Results of stepwise regression analysis

步骤	特征量	F 检验		T 检验	
		临界值	F 值	临界值	T 值
Step1	年注水量	161.45	422.17	6.31	20.55
Step2	年注水量	18.51	601.64	2.92	4.57
	泵井口数				3.94
Step3	年注水量	10.13	583.93	2.35	2.60
	泵井口数				2.54
	年产气量				2.04

表 2 不同模型的负荷预测结果及其精度对比

Table 2 Load forecasting results of different models and accuracy comparison

年份	真实值	10 <sup>4</sup> kW · h							
		强特征量回归模型		原始特征量回归模型		时序外推模型		提液量单耗预测模型	
		预测值	预测误差	预测值	预测误差	预测值	预测误差	预测值	预测误差
2017	7276.48	7208.12	-0.94	7114.11	-2.23	7107.84	-4.49	7156.67	-1.65
2018	7132.82	7005.14	-1.79	6831.71	-4.22	6785.88	-6.74	6953.18	-2.52
2019	7018.23	6828.38	-2.71	6587.64	-6.14	6423.85	-9.94	6753.87	-3.77
平均误差/%			-1.81		-4.20		-7.06		-2.64

由表 2 可知,基于强特征量的回归模型预测精度最高,最大预测误差为 -2.17%,平均误差为 -1.81%;由原始特征量建立的回归模型,最大预测误差达 -6.14%,时序外推预测模型通过拟合历史电力负荷序列来实现预测,预测精度最低,最大误差为 -9.94%;提液量单耗预测模型最大误差为 -3.77%,预测精度也不高。

为了进一步考虑油气田开采的不确定性,将各强特征量盲数化,建立盲数回归预测模型:

$$Y = \lambda_0 + \lambda_1 f(X^{(1)}) + \dots + \lambda_s f(X^{(s)}) + \dots + \lambda_m f(X^{(m)})$$

(15)

由表 1 可知,筛选的强特征量为年注水量和年电潜泵井口数,其年用电量与年注水量、电潜泵井口数的关系,如图 5 所示。

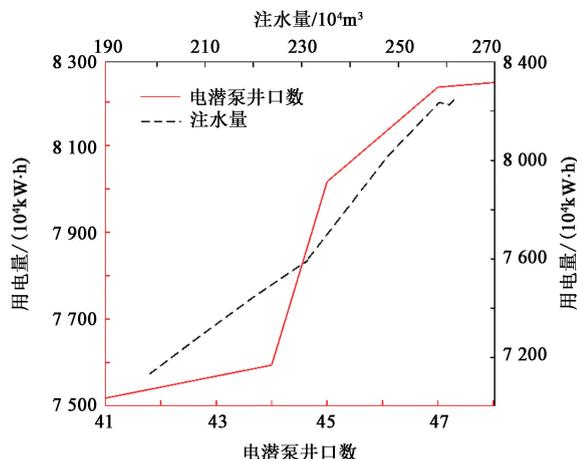


图 5 年用电量与电潜泵井口数、年注水量关系

Fig. 5 Relationship between annual power consumption and annual water injection, number of electric submersible pump wellhead

由图 5 可知,被筛选出的强特征量年注水量、年电潜泵井口数和待预测电量之间呈明显的线性关系。

### 4.3 负荷预测结果

利用强特征量与预测电量之间的线性关系,建立多元线性回归模型,对 2017—2019 年用电量进行预测,并与未筛选特征量的回归模型、时序外推模型和提液量单耗法的预测结果进行对比,如表 2 所示。

式中,  $Y$  为预测量;  $f(X^{(s)})$  为强特征量盲数;  $\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_s, \dots, \lambda_m$  为回归模型系数;  $m$  为特征量个数。

应用盲数回归预测模型,进一步给出预测结果的可能值和可信度,如表 3 所示。

由表 3 可知,负荷真实值均落在盲数回归预测模型给出的负荷预测区间,随着盲数模型阶数增大,各预测区间变窄、可信度降低,各预测可能值区间均属于真实值的  $[-5\%, +5\%]$  偏移区间。选取 3 阶盲数预测模型,对海上油田未来 2020—2029 年的年用电量进行预测,预测结果如表 4 所示。

表3 盲数回归模型负荷区间预测结果

Table 3 Load forecast results of blind number regression model

年份	真实值/ (10 <sup>4</sup> kW·h)	2 阶盲数回归模型		3 阶盲数回归模型		4 阶盲数回归模型	
		可能值/(10 <sup>4</sup> kW·h)	可信度/%	可能值/(10 <sup>4</sup> kW·h)	可信度/%	可能值/(10 <sup>4</sup> kW·h)	可信度/%
2017	7 276. 48	6 976. 70~7 569. 39	86. 11	7 021. 27~7 371. 83	73. 54	7 010. 12~7 289. 04	64. 17
2018	7 132. 82	6 798. 45~7 391. 14	89. 06	6 843. 01~7 193. 57	69. 89	7 039. 43~7 247. 79	66. 61
2019	7 018. 23	6 583. 10~7 148. 63	89. 06	6 610. 48~7 084. 79	67. 43	6 804. 58~7 100. 47	66. 02

表4 海上油田2020—2029年用电量预测结果

Table 4 Forecast results of electricity consumption of offshore oilfield in 2020—2029

年份	预测值/ (10 <sup>4</sup> kW·h)	可能值/ (10 <sup>4</sup> kW·h)	可信度/%
2020	6 849. 30	6 618. 54~6 911. 82	73. 58
2021	6 713. 81	6 405. 32~6 784. 85	69. 49
2022	6 538. 28	6 297. 64~6 612. 54	68. 96
2023	6 492. 79	6 158. 54~6 520. 02	71. 83
2024	6 275. 35	5 984. 43~6 304. 73	74. 81
2025	6 039. 58	5 719. 47~6 159. 80	66. 76
2026	5 916. 37	5 644. 58~6 076. 95	70. 79
2027	5 775. 44	5 490. 31~5 872. 41	70. 55
2028	5 638. 72	5 361. 37~5 729. 03	69. 62
2029	5 596. 70	5 269. 98~5 638. 27	72. 19

## 5 结 论

(1)应用逐步回归分析法筛选的强特征量进行负荷预测的误差小于3%,比原始特征量的负荷预测精度高。

(2)对于油气田开采规划,决策人研判强特征量发展趋势和区间概率,应用盲数解决了油气开采的不确定性。

(3)盲数回归预测模型给出了电力负荷需求可能值区间及其相应的可信度,其预测区间小于预测值的±5%偏移区间,降低了电力负荷预测风险。

### 参考文献:

[1] 李占东,邱淑新,李阳,等. 海洋采油工程[M]. 北京: 中国石化出版社,2017:8.

[2] 黄文,王磊. 油气田电力系统中长期负荷预测方法[J]. 油气田地面工程,2012,32(2):61-62.  
HUANG Wen, WANG Lei. Medium and long-term load forecasting method for oilfield power system[J]. Oil-Gas Field Surface Engineering, 2012,32(2):61-62.

[3] 康重庆,夏清,刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社,2007:114-117.

[4] 罗澍忻,麻敏华,蒋林,等. 考虑多时间尺度数据的中长期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(S1):11-19.

LUO Shuxin, MA Minhua, JIANG Lin, et al. Medium and long-term load forecasting method considering multi-time scale data[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(S1):11-19.

[5] 郭鸿业,陈启鑫,夏清,等. 考虑经济因素时滞效应的月度负荷预测方法[J]. 电网技术,2016,40(2):514-520.  
GUO Hongye, CHEN Qixin, XIA Qing, et al. Study on mid-term electricity load forecast considering time lag effects of economic factors[J]. Power System Technology, 2016,40(2):514-520.

[6] 刘俊,赵宏炎,刘嘉诚,等. 基于协整-格兰杰因果检验和季节分解的中期负荷预测[J]. 电力系统自动化,2019,43(1):73-80.  
LIU Jun, ZHAO Hongyan, LIU Jiacheng, et al. Medium-term load forecasting based on cointegration-granger causality test and seasonal decomposition[J]. Automation of Electric Power Systems, 2019,43(1):73-80.

[7] 李亦言,严正,冯冬涵. 考虑城市化因素的中长期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备,2016,36(4):54-61.  
LI Yiyang, YAN Zheng, FENG Donghan. Mid/long-term load forecasting model considering urbanization characteristics[J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(4):54-61.

[8] 李亦言,韩冬,严正,等. 复杂城市化因素下的饱和和负荷预测模型[J]. 电网技术,2016,40(9):2824-2831.  
LI Yiyang, HAN Dong, YAN Zheng, et al. Saturated load forecasting model under complex urbanization characteristics[J]. Power System Technology, 2016, 40(9):2824-2831.

[9] 王雁凌,吴梦凯. 经济新常态下基于偏最小二乘回归的中长期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备,2018,38(3):133-139.  
WANG Yanling, WU Mengkai. Medium and long term load forecasting model based on partial least-square regression under new normal economy[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018,38(3):133-139.

[10] 陈毅波,郑玲,姚建刚. 基于粗糙集理论与D-S证据理论改进的多元回归负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(6):62-67.  
CHEN Yibo, ZHENG Ling, YAO Jiangang. Improved

- multiple regression load forecasting method based on rough set theory and D-S evidence theory[J]. Power System Protection and Control, 2016,44(6):62-67.
- [11] 王宁,谢敏,邓佳梁,等. 基于支持向量机回归组合模型的中长期降温负荷预测[J]. 电力系统保护与控制,2016,44(3):92-97.
- WANG Ning, XIE Min, DENG Jialiang, et al. Mid-long term temperature-lowering load forecasting based on combination of support vector machine and multiple regression [J]. Power System Protection and Control, 2016,44(3):92-97.
- [12] 游士兵,严研. 逐步回归分析法及其应用[J]. 统计与决策,2017(14):31-35.
- YOU Shibing, YAN Yan. Stepwise regression analysis and its application [J]. Statistics & Decision, 2017(14):31-35.
- [13] 何耀耀,郑丫丫,杨善林. 基于 Box-Cox 变换分位数回归与负荷关联因素辨识的中长期概率密度预测[J]. 系统工程理论与实践,2018,38(1):197-207.
- HE Yaoyao, ZHENG Yaya, YANG Shanlin. Medium and long term probability density forecasting based on Box-Cox transformation quantile regression and load relation factor identification[J]. Systems Engineering Theory & Practice, 2018,38(1):197-207.
- [14] 孙谦,姚建刚,李欣然,等. 基于聚类趋势分析与逐步回归的电铁牵引负载负序源模型研究[J]. 中国电机工程学报,2012,32(34):120-128,18.
- SUN Qian, YAO Jiangang, LI Xinran, et al. Study on negative sequence source model of electrified railway traction load based on clustering tendency analysis and stepwise regression [J]. Proceedings of the CSEE, 2012,32(34):120-128,18.
- [15] 刘健,朱继萍,程红丽. 相关因素不确定性对负荷预测结果的影响[J]. 中国电力,2005,38(10):20-24.
- LIU Jian, ZHU Jiping, CHENG Hongli. Effects of uncertainty in related elements to load for recasting results [J]. Electric Power, 2005,38(10):20-24.
- [16] 路石俊,李翔. 基于盲数理论的变电站工程全寿命周期成本估算[J]. 电网技术,2010,34(3):141-145.
- LU Shijun, LI Xiang. Full life-cycle cost estimation of substation project based on blind number theory [J]. Power System Technology, 2010,34(3):141-145.
- [17] 张嘉堃,韦钢,朱兰,等. 基于盲数模型的含分布式电源配电网供电能力评估[J]. 电力系统自动化,2016,40(8):64-70.
- ZHANG Jiakun, WEI Gang, ZHU Lan, et al. Blind-number model based power supply capability evaluation of distribution networks with distributed generators [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8):64-70.

(编辑 沈玉英)