

采用混合语言信息群决策的电力负荷密度预测法

周胜瑜, 周任军, 李红英, 康信文

(智能电网运行与控制湖南省重点实验室(长沙理工大学), 湖南 长沙 410004)

摘要: 传统城市空间负荷密度预测法在实际预测过程中其结果的可信度依赖于大量有效的样本数据, 而在实际中收集到较齐全的可行样本数据存在很大的难度。为此提出了一种将混合语言信息群决策方法和 BP 神经网络相结合的城市电力负荷密度预测法。该方法采用基于混合语言信息的群决策方法, 通过各决策者的评价, 计算城市各小区相应的经济、人口、地理环境的综合评分值, 并利用 BP 神经网络, 训练各指标综合评分值与相应的小区负荷密度, 利用训练后的网络结构和待定小区的各指标综合评分结果, 预测城市该小区的负荷密度。通过对城市若干小区的负荷密度及各指标综合评分值做比较分析, 预测了部分小区的负荷密度值。结果表明预测计算过程摆脱了需要大量收集特定指标定量数据的问题, 并且预测结果具有较高的可信度。

关键词: 混合语言信息群决策方法; 城市电力负荷密度预测; BP 神经网络; 三大类指标; 指标综合评分值

Power load density prediction method of using group decision-making of mixed language information

ZHOU Sheng-yu, ZHOU Ren-jun, LI Hong-ying, KANG Xin-wen

(Hunan Province Key Laboratory of Smart Grids Operation and Control (Changsha University of Science and Technology),
Changsha 410004, China)

Abstract: In the actual process of forecasting, the credibility of the result of traditional urban space load density prediction method depends on a number of sample data. But, in the actual, collecting a complete feasible data is quite difficult. Therefore this paper puts forward a way which combines the group decision-making method of mixed language information and the BP neural network to forecast the city power load density. This way uses group decision-making method of mixed language information to get the score value of the economy, population, geographic environment in all urban district, then by using BP neural network to train the score and the load density, after that utilizing the net to predict the load density of pending district. The result shows that not only the computation process can get rid of the problem which need large collection of specific indicators quantitative data but also the result is very good.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51277016).

Key words: group decision-making method of mixed language information; urban density of power load forecasting; BP neural network; three types of indicators; comprehensive score values of indicators

中图分类号: TM715 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2014)07-0015-08

0 引言

近年来, 空间负荷密度预测逐渐受到重视, 其概念最早是在 20 世纪 80 年代由美国的 H.L.Willis 提出。目前国内外常用的空间负荷密度预测方法有负荷密度指标法^[1-3]和用地仿真法^[4-5], 就我国实际

情况来看, 由于未来城市土地的使用性质基本已经明确, 所以负荷密度指标法在配网规划工程实践中得到了越来越广泛的应用。

目前, 空间负荷密度预测的方法有许多种, 其中对基于智能算法^[1,6-7]和模糊评判^[2-3,8]预测方法的研究较为广泛。基于智能算法的预测, 其核心思想是利用算法多输入单输出的能力, 将待定小区的多影响因素作为输入, 代入训练后的智能结构中, 输出预测结果, 该结果虽然具有较大的可信度, 但在很大程度上有赖于影响因素的选取, 选取过少的影

基金项目: 国家自然科学基金资助(51277016); 湖南省高校创新平台开放基金项目(12K074); 湖南省研究生科研创新项目立项(CX2011B359)

响因素将降低结果的精确性，而选取过多的影响因素将增加预测计算过程的负担，导致不必要的问题^[9]。基于模糊评判的预测，其核心是，将预测过程看成一种评判过程，将预测结果看为一种评判结果，基础是由专家参与评判，给出相关指标的隶属度函数、模糊规则以及相关评语集。这种方法计算虽然相对简单，但就实际决策过程而言，由专家直接给出相关函数或是决策规则是比较困难的，专家更倾向于对某一指标直接打分，而且该法在预测计算中还面临着隶属度形式的单一化且计算较复杂、各专家所给隶属度标准不同以及评语集边界模糊的问题^[10-11]。上述两种负荷密度预测法不仅有着各自特有的问题，而且在实际运用中还面对着同一个难题，即负荷指标相关影响因素数据收集的问题。在相关数据库建设不到位的条件下，希望收集到每一小区的负荷指标相关影响因素的数据，基本上是无法实现的，而数据的收集又是上述两种负荷密度预测法的基础。目前还未见相关文献介绍如何才能有效地解决这一难题。

以上两种方法所选数据的实质意义是希望通过各量化的指标来反应不同小区的发展水平，并以此预测各小区的负荷情况。而由于人类语言具有直接给出定性评估信息的能力，可以凭借这一点并借助于语言评估标度^[12]，将语言信息定量化，以此来反应城市小区各指标的发展程度。基于这一思想并结合所提两种预测方法的特点，提出一种将混合语言信息群决策方法和 BP 神经网络相结合的城市电力负荷密度预测法，相较于上述两种预测方法，该方法允许专家直接给出小区相关指标的定性评价价值，克服了模糊决策中提供隶属度函数和模糊规则困难的问题，更容易让专家接受。同时将专家决策结果，代入 BP 神经网络中训练，以训练后的网络，预测待定小区的负荷密度。既保证了预测信息来源的多样，又确保了信息利用的完整性，提高了预测算法的性能，同时还解决了决策过程中，判断边界模糊的问题。

1 基于混合语言信息的群决策

1.1 影响因素指标体系的建立

不论利用何种方法对城市小区做相关的预测或是评价，其第一步都需要建立起城市小区的影响因素指标体系。

通过对某城市若干小区发展情况的分析后，发现影响小区发展的因素，从整体上大致可分为三类，即经济情况、人口情况和地理环境情况，每一类又可细分为若干影响指标，如经济情况可被细分为小

区人均消费、小区人均收入、小区地价水平以及小区发展定位。具体细分情况如图 1 所示。

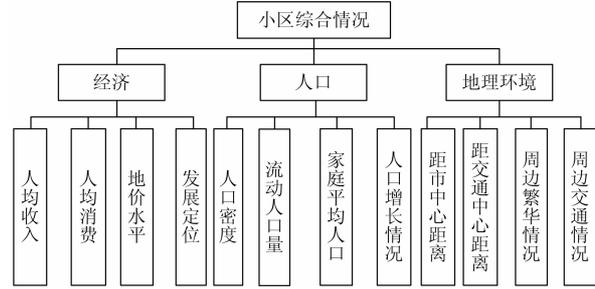


图 1 城市小区影响因素指标体系

Fig. 1 Influence factor index system of city village

1.2 语言评估标度的选取

选取合适的语言评估标度，对于合理、科学地评价小区综合情况有着极大的意义，一般采用定量标度如“1,3,5”来表示“弱、中、强”关系。文献[12]设定了一种以零为中心对称，且语言术语个数为奇数的加性语言评估标度。

$$\mathbf{S}_1 = \{s_\alpha \mid \alpha = -(\tau-1), -\frac{2}{3}(\tau-2), \dots, 0, \dots, \frac{2}{3}(\tau-2), (\tau-1)\} \quad (1)$$

其中， s_α 表示语言术语，且语言术语下标在零右侧的语言术语集为

$$\mathbf{S}_1^+ = \{s_\alpha \mid \alpha = \frac{2(i-1)}{\tau+2-i}, i = 2, \dots, \tau-1, \tau\} \quad (2)$$

语言术语下标在零左侧的语言术语集为

$$\mathbf{S}_1^- = \{s_\alpha \mid \alpha = -\frac{2(i-1)}{\tau+2-i}, i = \tau, \tau-1, \dots, 2\} \quad (3)$$

并定义：

$$1) \text{ 若 } \alpha \geq \beta, \text{ 则 } s_\alpha \geq s_\beta$$

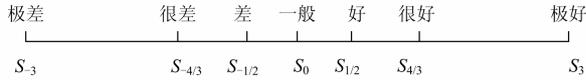
$$2) s_\alpha \oplus s_\beta = s_{\alpha+\beta}$$

$$3) \lambda s_\alpha = s_{\lambda\alpha}$$

在信息集成过程中，为避免丢失决策信息，在原有的基础上定义了一个拓展标度。

$$\bar{\mathbf{S}}_1 = \{s_\alpha \mid \alpha \in [-q, q]\} \quad (4)$$

式中， $q(q > \tau)$ 为一充分大的自然数，且若 $s_\alpha \in \mathbf{S}_1$ ，则称 s_α 为本原术语；否则，称 s_α 为拓展术语，而不论 s_α 为何种语言术语皆被统称为确定语言信息。一般地，决策者用本原术语评估指标因素，拓展术语只在计算和评价中出现。语言标度的具体情况如图 2 所示，若 $\tau=4$ 则语言评估标度 \mathbf{S}_1 中的元素为 s_{-3} =极差、 $s_{-4/3}$ =很差、 $s_{-1/2}$ =差、 s_0 =一般、 $s_{1/2}$ =好、 $s_{4/3}$ =很好、 s_3 =极好。

图 2 $\tau = 4$ 时的语言评估标度Fig. 2 Language assessment scale of $\tau = 4$

从图 2 中可以看出该类语言评估标度其间距并不均匀, 本质上是一种非平衡语言信息, 越靠近零点标度越密集, 这符合人类的思维情况。

1.3 不确定语言信息

在现实社会中, 由于人类语言的模糊性以及问题的复杂性, 决策者有时更倾向用类似于“介于”、“一般”与“好”、“之间”的表达方式来表达对于某个指标的评价, 基于这一情况, 定义不确定语言变量如下:

设 $\tilde{s} = [s_\alpha, s_\beta]$, $s_\alpha, s_\beta \in \mathbf{S}_1$, s_α 和 s_β 分别为 \tilde{s} 下限和上限, 则称 \tilde{s} 为不确定语言变量。

1.4 混合语言信息

在客观条件下, 由于决策者知识水平、自信程度以及偏好的不同, 往往会导致决策者给出的语言信息是混合的。语言信息的混合性主要体现在以下两个方面:

1) 对于同一决策者而言, 其可能选取不同类型的语言信息对小区的不同指标进行评价, 即评价信息可能是确定语言信息也可能是不确定语言信息。

2) 对于不同决策者而言, 决策者选取的语言标度可能不同。如决策者 A 可能选取 $\tau=4$ 时的语言标度, 而决策者 B 可能选取 $\tau=6$ 时的语言标度。

上述所说的评价语言信息即为混合语言信息。

1.5 混合语言的一致化

1.4 节中提到决策者在城市小区做相关评价时, 所给出的评价价值往往是混合的, 而为了进一步地计算小区综合评价价值, 必须将混合信息一致化。针对语言信息混合情况的不同, 一致化方法也有所不同。

对于同一决策者, 所给语言信息类型不同这一问题, 可采用将不确定语言信息转化为确定语言信息的方法。

设 $\tilde{s} = [s_\alpha, s_\beta]$ 为不确定语言信息, 且 $I(s_\alpha) = \alpha$, I 为取下标算子, 则称 $I f_\varphi([s_\alpha, s_\beta]) = s_\gamma$ 为不确定语言信息集成算子, 其中 γ 的求取方法如式(5)所示。

$$\gamma = f_\varphi([I(s_\alpha), I(s_\beta)]) = f_\varphi([\alpha, \beta]) \quad (5)$$

式(5)中数值 $f_\varphi([\alpha, \beta])$ 可由式(6)计算求得。

$$f_\varphi([\alpha, \beta]) = \int_0^1 \frac{d\varphi(x)}{dx} [\beta - x(\beta - \alpha)] dx \quad (6)$$

式(6)中函数 $\varphi: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$, 具有下列性质:

- 1) $\varphi(0) = 0$;
- 2) $\varphi(1) = 1$;
- 3) 若 $x \geq y$, 则 $\varphi(x) \geq \varphi(y)$ 。

这样可称 f 为连续区间信息集成算子, 而函数 $\varphi(x)$ 则被称为基本单位区间单调函数, 简称为 BUM 函数^[13]。

这种转化方法客观性强, 计算方便, 非常适合于处理不同类型的语言信息。

针对不同决策者所选评价标度不同的问题, 其一致化的方法如下:

设决策者 1 所选取的语言评估标度为 $\bar{\mathbf{S}}_1^1 = \{s_{\alpha_1} | \alpha_1 \in [-q, q]\}$, 其中本原术语个数为 $2\tau_1 - 1$, 决策者 2 所选取的语言评估标度为 $\bar{\mathbf{S}}_1^2 = \{s_{\alpha_2} | \alpha_2 \in [-q, q]\}$, 其中本原术语个数为 $2\tau_2 - 1$, 则定义它们之间的转换函数^[14]为

$$F: \bar{\mathbf{S}}_1^1 \rightarrow \bar{\mathbf{S}}_1^2$$

$$s_{\alpha_2} = F(s_{\alpha_1}) = \frac{\tau_2 - 1}{\tau_1 - 1} s_{\alpha_1} \quad (7)$$

$$F^{-1}: \bar{\mathbf{S}}_1^2 \rightarrow \bar{\mathbf{S}}_1^1$$

$$s_{\alpha_1} = F^{-1}(s_{\alpha_2}) = \frac{\tau_1 - 1}{\tau_2 - 1} s_{\alpha_2} \quad (8)$$

通过式(7)、式(8)可实现任意两连续性非平衡语言标度的转化。为了保证语言信息的丰富性, 规定语言标度的转化一律从低标度向高标度转化, 即若 $\tau_1 > \tau_2$, 则标度 τ_2 向标度 τ_1 转化。

1.6 语言信息的集成

在工程实用中, 为避免单一专家对小区各因素做语言评价时出现偏颇, 往往会邀请多位专家从各自角度评价同一小区的不同属性, 并进而集成专家语言评价价值, 得到最终客观、合理的专家一致评价结果, 同时由于在预测中, 将过多的影响因素用于预测模型, 将导致模型性能下降, 亦会影响到预测效果, 因此在集成专家意见后, 为既保证预测信息的可靠性又确保预测模型的性能, 还需集成小区各属性信息, 以减少变量个数。

如何对语言信息进行集成, 是一个十分重要的课题。近年来, 许多学者对语言信息的集成方式进行了深入的研究, 基于 1.2 节介绍的语言评估标度 \mathbf{S}_1 , 提出了各种不同的信息集成算子。

文献[15-16]分别定义了两种语言信息集成算子: OWA 算子和 LHA 算子。

设 $\text{OWA} : (\bar{S}_1)^n \rightarrow \bar{S}_1$ ，其中加权向量为 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ，且 $v_i \geq 0$ ($i=1, 2, \dots, n$)，

$\sum_{i=1}^n v_i = 1$ ，使得

$$\text{OWA}(s_{\alpha_1}, s_{\alpha_2}, \dots, s_{\alpha_n}) = v_1 s_{\beta_1} \oplus v_2 s_{\beta_2} \oplus \dots \oplus v_n s_{\beta_n}$$

其中： s_{β_j} ($j=1, 2, \dots, n$) 为语言评价信息 $(s_{\alpha_1}, s_{\alpha_2}, \dots, s_{\alpha_n})$ 中第 j 大的语言数据； n 为属性个数。OWA 算子的本质是：对数据从大到小按顺序排列，在通过数据所在位置进行集结，权重 v_i 仅反应数据位置的重要程度，与数据本身无关，称为位置权重。以 OWA 算子集结语言评价信息可以较好地消除决策者主观评价过高或过低所造成的影响，但是却忽略了因素本身的重要性。为此定义了 LHA 算子。

设 $\text{LHA} : (\bar{S}_1)^n \rightarrow \bar{S}_1$ ，其中加权向量为 $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ ，且 $v_i \geq 0$ ($i=1, 2, \dots, n$)，

$\sum_{i=1}^n v_i = 1$ ，使得

$$\text{LHA}(s_{\alpha_1}, s_{\alpha_2}, \dots, s_{\alpha_n}) = v_1 s_{\beta_1} \oplus v_2 s_{\beta_2} \oplus \dots \oplus v_n s_{\beta_n}$$

其中： s_{β_j} ($j=1, 2, \dots, n$) 为语言评价信息 $(nw_1 s_{\alpha_1}, nw_2 s_{\alpha_2}, \dots, nw_n s_{\alpha_n})$ 中第 j 大的语言加权数据； v_i 为位置权重，仅反应数据位置的重要程度； $\mathbf{w} = (w_1, w_2, \dots, w_n)$ 为语言评价值 s_{α_i} ($i=1, 2, \dots, n$) 的权重向量，反应数据本身的重要性与位置无关，可被称为数据权重， $w_i \geq 0$ ，且

$\sum_{i=1}^n w_i = 1$ ； n 为属性个数，亦称为平衡系数。

LHA 算子既考虑了数据本身的重要性又考虑了数据位置的重要性，可以认为是 OWA 算子的扩展。

通过利用上述两种信息集成算子可对城市某小区的发展水平做出一个定量的客观评价。

2 城市小区发展评价及负荷密度预测

2.1 城市小区发展评价

根据 OWA 算子和 LHA 算子的定义，可以发现信息集成算子的重点在于相关权重的确定，而在小区的评价过程中需要确定的相关权重主要有两类，

分别是专家(决策者)权重(也可称为位置权重)、影响因素权重(也可称为数据权重)。不同类别的权重，其确定的方式是不同的。

对于专家权重(或位置权重)，在实际中，由于很难确定出各专家之间的重要程度，所以无法赋予某专家固定的权值，但可依据各专家所给评价值的大小顺序进行赋权，即将专家的评价值从大到小按顺序排列，再通过评价值所在位置赋予各专家权重。权重的分布应该是中间高两边低，呈对称形状，以消除专家主观判断的不良影响。确定方法如下：

设 $\varphi(x)$ 为 BUM 函数，则

$$v_i = \varphi(i/l) - \varphi((i-1)/l) \quad (9)$$

其中： v_i 为第 i 个位置上的专家权重， $i=1, 2, \dots, l$ ； l 为位置个数； $\varphi(x)$ 的确定式如式(10)所示。

$$\varphi(x) = \int_0^x g(y) dy / \int_0^1 g(y) dy \quad (10)$$

式(10)中 $g(y)$ 为聚中函数^[7]，满足如下性质：

- 1) $y \in [0, 1]$ ；
- 2) $g(y)$ 关于 0.5 对称；
- 3) $g(y)$ 为单峰，且在 $y=0.5$ 时最大。

利用 BUM 函数求得的权重值，满足权重的基本性质，即非负性、和值为 1 性。

在实际计算中，依照式(9)、式(10)，可令聚中函数 $g(y) = \sin(\pi y)$ ， $y \in [0, 1]$ ，求得位置权重的计算式为

$$v_i = \frac{1}{2} \left[\cos\left(\frac{i-1}{l} \pi\right) - \cos\left(\frac{i}{l} \pi\right) \right] \quad (11)$$

其中， $i=1, 2, \dots, l$ ， l 为位置个数。

对于影响因素权重，其面临着与专家权重相同的问题，即很难给出各因素之间的重要程度。而与专家权重所不同的是影响因素权重，不能简单地通过评价值的排列顺序予以确定。针对这一难点，可采用离差最大化思想，求得影响因素的数据权重值。该思想的核心是，小区某影响因素评价值偏差越大，则该因素对小区的整体评价影响也就越大，应赋予较大的权重值。其计算过程如下：

设 $\mathbf{A} = (a_{ij})_{n \times m}$ 为一致化后的评价矩阵， n 为小区个数， m 为影响因素个数，则第 j 个影响因素的权重为

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |a_{ij} - a_{kj}|}{\sum_{h=1}^m \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^n |a_{ih} - a_{kh}|} \quad (12)$$

因影响因素评价值是以语言形式给出的，所以

不需要归一化处理。

通过式(11)~式(12)求得各类别的权重值之后, 利用 OWA 算子、LHA 算子对语言信息做出最终的集成以评价各小区的经济、人口、地理环境三大类指标, 其过程如下:

Step1: 利用 LHA 算子, 分别计算各专家对不同小区经济、人口、地理环境三大类指标的语言综合评价价值。

Step2: 利用 OWA 算子, 综合各专家的三大类指标语言综合评价价值, 得到专家综合评分值。

2.2 城市负荷密度预测

神经网络因其具有良好的非线性映射能力, 现已被广泛地应用于电力系统的负荷预测中^[18-20], 是目前较为成熟的负荷预测方法之一, 其核心是在不清楚影响因素同负荷之间的具体关系时, 以一定的方式得到两者的联系。基于这一观点选取神经网络中应用最广泛的 BP 神经网络作为城市小区负荷密度的预测方法。

将混合语言信息群决策方法和 BP 神经网络相结合对城市小区负荷密度进行预测, 其具体预测步骤如下:

Step1: 请专家(决策者)对城市各小区做实地考察, 选取各自的语言评估标度, 并依据实际情况对指标体系中的各因素进行评价。

Step2: 利用混合语言一致化方法, 一致化专家所给出的混合语言信息。

Step3: 利用 LHA 算子, 分别计算各专家对各小区经济、人口、地理环境三大类指标的语言综合评价价值。

Step4: 利用 OWA 算子, 综合各专家的三大类指标语言综合评价价值, 得到专家综合评分值。

Step5: 将各小区的负荷密度同三大类指标专家综合评价价值一起代入 BP 神经网络中训练。

Step6: 计算待定小区的三大类指标专家综合评价价值, 将其代入到训练后的 BP 网络结构中, 预测该待定小区的负荷密度值。

3 算例分析

以某城市的 30 个小区为例, 验证和分析所提方法的有效性。

选取 3 个专家, 设为专家 1、2、3, 对城市 30 个小区的相关影响因素进行评价, 已知专家 1、2 采用 $\tau_{1,2}=5$ 时的语言评估标度, 专家 3 采用 $\tau_3=4$ 时的语言评估标度。

(1) 专家语言信息的一致化

对照 2.2 节所示步骤, 现以专家 3 经济类指标

为例, 详细讨论专家语言信息一致化的过程。表 1 为专家 3 对小区经济类相关指标的评价结果。

表 1 专家 3 对小区经济类指标评价

Table 1 Expert 3 economic indexes evaluation to the village

小区	人均收入	人均消费	地价水平	发展定位
1	S_3	S_3	S_3	S_3
2	S_3	S_3	S_3	S_3
3	S_3	$[S_{4/3}, S_3]$	$[S_{4/3}, S_3]$	S_3
4	$[S_{4/3}, S_3]$	$[S_{4/3}, S_3]$	$S_{4/3}$	S_3
5	$S_{4/3}$	$S_{4/3}$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$[S_{4/3}, S_3]$
6	$S_{4/3}$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$[S_{4/3}, S_3]$
7	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$S_{4/3}$
8	$[S_0, S_{4/3}]$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$	$S_{1/2}$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$
9	$[S_0, S_{4/3}]$	$[S_0, S_{4/3}]$	$S_{1/2}$	$[S_{1/2}, S_{4/3}]$
10	$[S_{-1/2}, S_0]$	$[S_{-1/2}, S_0]$	S_0	$[S_{-1/2}, S_0]$
...
30	S_0	S_0	S_0	S_0

以 1.5 节介绍的方法一致化专家给出的评判信息。令 $\varphi(x) = x$, 并约定将专家 3 的评判结果归化至专家 1、2 的评价标准下, 最终专家 3 对小区经济类指标评价的一致化结果如表 2 所示。

表 2 专家 3 对小区经济类指标评价一致化结果

Table 2 Expert 3 consistent economic indexes evaluation

results to the village

小区	人均收入	人均消费	地价水平	发展定位
1	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$
2	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$
3	$S_{4.00}$	$S_{2.89}$	$S_{2.89}$	$S_{4.00}$
4	$S_{2.89}$	$S_{2.89}$	$S_{1.78}$	$S_{4.00}$
5	$S_{1.78}$	$S_{1.78}$	$S_{1.22}$	$S_{2.89}$
6	$S_{1.78}$	$S_{1.22}$	$S_{1.22}$	$S_{2.89}$
7	$S_{1.22}$	$S_{1.22}$	$S_{1.22}$	$S_{1.78}$
8	$S_{0.89}$	$S_{1.22}$	$S_{0.67}$	$S_{1.22}$
9	$S_{0.89}$	$S_{0.89}$	$S_{0.67}$	$S_{1.22}$
10	$S_{-0.33}$	$S_{-0.33}$	$S_{0.00}$	$S_{-0.33}$
...
30	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$

反复以上步骤, 可一致化各专家对各类指标的评价结果。

(2) 语言信息的集成

一致化混合语言评价信息后, 对照预测步骤, 需根据 1.6 节介绍的语言信息集成算子, 集成一致化后的语言信息。集成第一步为事先确定位置权重向量。

利用式(11), 可计算出专家的位置权重向量为 $w = (0.25, 0.5, 0.25)$, 属性的位置权重向量为 $v = (0.1464, 0.3536, 0.3536, 0.1464)$ 。

确定位置权重向量后, 即应通过小区三大类指标的属性权重和语言集成算子对各小区三大类指标做出最终的评价, 现以小区经济类指标集成为例, 详细介绍语言算子对信息的集成的过程。通过式(12)计算专家 3 经济类指标的属性权重向量如式(13)所示。

$$w' = (0.2214, 0.2598, 0.2381, 0.2807) \quad (13)$$

利用 LHA 算子、向量 w' 、 v 及表 2 结果可求得专家 3 对小区经济这一大类指标的最终评价, 如表 3 所示。

表 3 专家 3 对小区经济大类指标的最终评价

Table 3 Experts 3 final evaluation on the targets of village economic categories

小区	经济情况
1	$S_{4.00}$
2	$S_{3.99}$
3	$S_{3.37}$
4	$S_{2.87}$
5	$S_{1.86}$
6	$S_{1.65}$
7	$S_{1.31}$
8	$S_{1.02}$
9	$S_{0.90}$
10	$S_{0.28}$
...	...
30	$S_{0.00}$

类似于专家 3 经济指标的评价过程, 反复上述步骤可得到专家 3 其他指标和专家 1、2 对各小区三大类指标的最终评价。

得到各专家对小区经济、人口、地理环境三大类指标的综合评价后, 利用 OWA 算子及专家位置权重向量 w , 对其进行集成, 得到最终的专家综合评价结果。综合评价结果和小区负荷密度如表 4 所示。

(3) 小区负荷密度预测

得到表 4 所示结果后, 将前 25 个小区的经济、人口、地理环境的评价数据作为输入, 前 25 个小区的负荷密度值作为期望输出, 代入到 BP 神经网络中训练, 选取后 5 个小区为检验小区, 通过对这 5 个小区历史数据的拟合, 检验预测方法的效果。具体情况如表 5 所示。

表 4 专家综合评分值及小区负荷密度

Table 4 Experts comprehensive score value and load density

小区	经济情况	人口情况	地理环境	负荷密度/ (W/m ²)
1	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	$S_{4.00}$	4.56
2	$S_{3.99}$	$S_{4.00}$	$S_{3.76}$	4.51
3	$S_{3.67}$	$S_{3.52}$	$S_{3.32}$	4.32
4	$S_{3.07}$	$S_{2.86}$	$S_{2.88}$	4.01
5	$S_{2.16}$	$S_{1.86}$	$S_{1.84}$	3.23
6	$S_{1.89}$	$S_{1.79}$	$S_{1.74}$	3.21
7	$S_{1.41}$	$S_{1.71}$	$S_{1.33}$	3.02
8	$S_{1.12}$	$S_{1.28}$	$S_{1.14}$	2.36
9	$S_{0.93}$	$S_{0.75}$	$S_{0.83}$	2.34
10	$S_{-0.30}$	$S_{-0.24}$	$S_{-0.26}$	1.96
...
30	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	2.01

表 5 拟合结果

Table 5 Curving results

小区	经济情况	人口情况	地理环境	预测负荷密度/ (W/m ²)	实际负荷密度/ (W/m ²)	相对误差/ %
26	$S_{0.46}$	$S_{0.47}$	$S_{0.45}$	2.28	2.26	0.66
27	$S_{0.46}$	$S_{0.44}$	$S_{0.44}$	2.27	2.23	2.02
28	$S_{0.12}$	$S_{0.13}$	$S_{0.11}$	2.19	2.13	2.86
29	$S_{0.03}$	$S_{0.02}$	$S_{0.02}$	2.12	2.03	4.20
30	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	$S_{0.00}$	2.09	2.01	3.85

从表 5 中可以求得预测的平均相对误差为 2.7%, 符合工程计算的要求, 可见采用将混合语言信息群决策方法和 BP 神经网络相结合的城市电力负荷密度预测法是有用的。

4 结论

提出了一种基于定性语言信息的城市电力负荷密度预测法。该方法具有两点显著的优势:

1) 摆脱了需要大量收集特定指标定量数据的问题, 极大地节约了有关技术预测人员的数据准备精力, 大幅度地缩短了相关工作时间。

2) 通过语言集成算子对语言信息集结, 既最大限度地保留了数据原始信息, 确保了预测结果的可信度, 又降低了输入变量的维数, 保证了预测模型的性能, 使预测结果更加的精确。

综上所述, 所提方法具有数据收集方便、预测结果可信度高的优点, 适合实际工程应用。需要说明的是, 由于所提方法的基础数据是由专家给出,

因此专家的选择是该方法的关键所在。

参考文献

- [1] 周淙, 孙威, 张昀, 等. 基于改进型ANFIS的负荷密度指标求取新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(1): 29-34.
ZHOU Quan, SUN Wei, ZHANG Yun, et al. A new method to obtain load density based on improved ANFIS [J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(1): 29-34.
- [2] 符杨, 曹家麟, 谢楠, 等. 基于模糊综合评判的负荷密度指标选取新方法[J]. 电网技术, 2007, 31(18): 19-21.
FU Yang, CAO Jia-lin, XIE Nan, et al. A novel fuzzy comprehensive evaluation based method to select load density and index[J]. Power System Technology, 2007, 31(18): 19-21.
- [3] 余健明, 燕飞, 杨文宇, 等. 基于模糊多目标多人决策的配电网空间负荷预测[J]. 电网技术, 2006, 30(7): 69-72.
YU Jian-ming, YAN Fei, YANG Wen-yu, et al. Spatial load forecasting of distribution network based on fuzzy multi-objective multi-person decision making[J]. Power System Technology, 2006, 30(7): 69-72.
- [4] WILLIS H L, JAMES E D. Spatial electric load forecasting: a tutorial review[J]. Proceedings of the IEEE, 1983, 71(2): 232-253.
- [5] WILLIS H L. Electric spatial load forecasting[M]. Canada: Marcel-Dekker Incorporation, 1995.
- [6] 吴斌, 陈章潮, 包海龙. 基于人工神经网络及模糊算法的空间负荷预测[J]. 电网技术, 1999, 23(11): 1-4.
WU Bin, CHEN Zhang-chao, BAO Hai-long. Spatial electric load forecasting based on artificial neural networks and fuzzy algorithm[J]. Power System Technology, 1999, 23(11): 1-4.
- [7] 周淙, 邓景云, 任海军, 等. 基于蚁群算法的配电网空间负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(24): 99-104.
ZHOU Quan, DENG Jing-yun, REN Hai-jun, et al. Research on spatial load forecast of distribution networks based on ant colony algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(24): 99-104.
- [8] 吴冰, 张筱慧. 模糊数与多指标灰靶决策理论相结合的小区负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(11): 124-128.
WU Bing, ZHANG Xiao-hui. Application of fuzzy number and multi-attribute weighted grey target theory in small area load forecasting[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(11): 124-128.
- [9] 程其云, 张晓星, 周淙, 等. 基于粗糙集数据挖掘的配电网小区空间负荷预测方法研究[J]. 电工技术学报, 2005, 20(5): 98-102.
CHENG Qi-yun, ZHANG Xiao-xing, ZHOU Quan, et al. Spatial load forecasting method for distribution net based on rough set data mining approach[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2005, 20(5): 98-102.
- [10] 杨毅, 韦钢, 周冰, 等. 基于模糊期望值模型的配电网网架规划[J]. 电工技术学报, 2011, 26(4): 200-206.
YANG Yi, WEI Gang, ZHOU Bing, et al. Distribution network planning based on fuzzy expected value model[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2011, 26(4): 200-206.
- [11] 许旭锋, 黄民翔, 王婷婷, 等. 基于模糊机会约束二层规划的配电网检修计划优化[J]. 电工技术学报, 2010, 25(3): 157-163.
XU Xu-feng, HUANG Min-xiang, WANG Ting-ting, et al. Optimization of distribution network maintenance scheduling based on fuzzy chance-constrained bi-level programming[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2010, 25(3): 157-163.
- [12] 戴跃强, 徐泽水, 李琰, 等. 语言信息评估新标度及其应用[J]. 中国管理科学, 2008, 16(2): 145-148.
DAI Yue-qiang, XU Ze-shui, LI Yan, et al. New evaluation scale of linguistic information and its application[J]. Chinese Journal of Management Science, 2008, 16(2): 145-148.
- [13] 张洪美, 徐泽水. 基于不确定语言信息的 C-OWA 和 C-OWG 算子及其应用[J]. 解放军理工大学学报, 2005, 6(6): 604-608.
ZHANG Hong-mei, XU Ze-shui. Uncertain linguistic information based C-OWA and C-OWG operators and

- their applications[J]. Journal of PLA University of Science and Technology, 2005, 6(6): 604-608.
- [14] 徐泽水. 基于语言标度中术语指标的多属性群决策法[J]. 系统工程学报, 2005, 20(1): 84-88.
XU Ze-shui. A multi-attribute group decision making method based on term indices in linguistic evaluation scales[J]. Journal of Systems Engineering, 2005, 20(1): 84-88.
- [15] YAGER R R. On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making[J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, 1988, 18(1): 183-190.
- [16] XU Z S. A note on linguistic hybrid arithmetic averaging operator in group decision making with linguistic information[J]. Group Decision and Negotiation, 2006, 15: 581-591.
- [17] YAGER R R. Centered OWA operators[J]. Soft Computing, 2007, 11: 631-639.
- [18] 牛东晓, 曹树华, 卢建昌, 等. 电力负荷预测技术及其应用[M]. 2版. 北京: 中国电力出版社, 2009.
NIU Dong-xiao, CAO Shu-hua, LU Jian-chang, et al. Technology and application of power load forecasting[M]. Second Edition. Beijing: China Electric Power Press, 2009.
- [19] 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.
KANG Chong-qing, XIA Qing, LIU Mei. Power system load forecasting[M]. Beijing: China Electric Power Press, 2007.
- [20] 陈昌松, 段善旭, 殷进军. 基于神经网络的光伏阵列发电预测模型的设计[J]. 电工技术学报, 2009, 24(9): 153-158.
CHEN Chang-song, DUAN Shan-xu, YIN Jin-jun. Design of photovoltaic array power forecasting model based on neural network[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2009, 24(9): 153-158.

收稿日期: 2013-07-01; 修回日期: 2013-08-16

作者简介:

周胜瑜(1988-), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统规划与空间负荷密度预测; E-mail: 1336678255@qq.com

周任军(1964-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向为电力系统优化、电网规划与运行、新能源接入系统、风险及条件风险、分布式电源规划。